

电子科技大学

UNIVERSITY OF ELECTRONIC SCIENCE AND TECHNOLOGY OF CHINA

专业学位硕士学位论文

MASTER THESIS FOR PROFESSIONAL DEGREE



论文题目 面向数据价值共享的激励机制设计与实现

学科专业 计算机技术

学 号 201722060929

作者姓名 罗通

指导老师 罗光春 教授

分类号 _____ 密级 _____

UDC 注 1 _____

学 位 论 文

面向数据价值共享的激励机制设计与实现

(题名和副题名)

罗通

(作者姓名)

指导老师

罗光春 教授

电子科技大学 成都

(姓名、职称、单位名称)

申请学位级别 **专业硕士** 学科专业 **计算机技术**

提交论文日期 _____ 论文答辩日期 _____

学位授予单位和日期 **电子科技大学** 年 月

答辩委员会主席 _____

评阅人 _____

注 1: 注明《国际十进分类法 UDC》的类号。

An Incentive Mechanism for Data Sharing

**A Master Thesis for Professional Degree Submitted to
University of Electronic Science and Technology of China**

Discipline: Computer Technology

Author: Luo Tong

Supervisor: Dr. Guangchun Luo

School: School of Computer Science and
Engineering

摘 要

为了适应日益增长的宽带信号和非线性系统的工程应用，用于分析瞬态电磁散射问题的时域积分方程方法研究日趋活跃。本文以时域积分方程时间步进算法及其快速算法为研究课题，重点研究了时间步进算法的数值实现技术、后时稳定性问题以及两层平面波算法加速计算等，主要研究内容分为四部分。

.....

关键词： 时域电磁散射，时域积分方程，时间步进算法，后时不稳定性，时域平面波算法

ABSTRACT

With the widespread engineering applications ranging from broadband signals and non-linear systems, time-domain integral equations (TDIE) methods for analyzing transient electromagnetic scattering problems are becoming widely used nowadays. TDIE-based marching-on-in-time (MOT) scheme and its fast algorithm are researched in this dissertation, including the numerical techniques of MOT scheme, late-time stability of MOT scheme, and two-level PWTD-enhanced MOT scheme. The contents are divided into four parts shown as follows.

Keywords: time-domain electromagnetic scattering, time-domain integral equation (TDIE), marching-on in-time (MOT) scheme, late-time instability, plane wave time-domain (PWTD) algorithm

目 录

第一章 绪 论	1
1.1 研究工作的背景与意义	1
1.2 国内外研究历史与现状	1
1.3 本文的主要贡献与创新	1
1.4 本论文的结构安排	1
1.5 本章小结	1
第二章 相关理论基础	2
2.1 基本概念	2
2.1.1 激励相容	2
2.1.2 最优拍卖	2
2.2 麦尔森引理	2
2.3 算法机制设计	2
2.3.1 背包拍卖	2
2.3.2 显示定理	2
2.4 税收最大化拍卖	2
2.5 简单近似拍卖	2
2.6 多变量环境	2
2.7 预算受限的机制设计	2
2.8 无金钱机制设计	2
2.9 动态规划	2
2.9.1 背包问题	2
2.10 本章小结	2
第三章 简单可并行计算下的机制	3
3.1 引言	3
3.1.1 原位计算	3
3.1.2 信誉系统	3
3.2 基本假设	3
3.3 基础模型	3
3.3.1 模型定义	3
3.3.2 模型求解	4

3.4 多重指标限制问题	8
3.4.1 问题描述及定义	8
3.4.2 模型求解	9
3.5 场景扩展及额外偏好	12
3.5.1 问题描述及定义	12
3.5.2 问题求解	14
3.6 本章小结	17
第四章 计算依赖相关的机制设计	18
4.1 引言	18
4.2 问题描述及定义	18
4.3 模型求解	18
4.4 期望税收最大化机制	18
4.5 本章小结	18
第五章 面向数据价值共享的激励机制设计与实现	19
5.1 实验概述	19
5.2 总体设计	19
5.3 模块设计	19
5.4 界面展示	19
5.5 本章小结	19
第六章 全文总结与展望	20
6.1 全文总结	20
6.2 后续工作展望	20
致 谢	21
参考文献	22
附录 A 中心极限定理的证明	23
A.1 高斯分布和伯努利实验	23
攻读专业硕士学位期间取得的成果	24
外文资料原文	25
外文资料译文	26

第一章 绪 论

1.1 研究工作的背景与意义

计算电磁学方法^[1-6]从时、频域角度划分可以分为频域方法与时域方法两大类。频域方法的研究开展较早，目前应用广泛的包括：矩量法（MOM）^[7,8]及其快速算法多层快速多极子（MLFMA）^[9]方法、有限元（FEM）^[1,3]方法、自适应积分（AIM）^[5]方法等，这些方法是目前计算电磁学商用软件^①（例如：FEKO、Ansys 等）的核心算法。由文献 [6,7,9] 可知

1.2 国内外研究历史与现状

时域积分方程方法的研究始于上世纪 60 年代，C.L.Bennet 等学者针对导体目标的瞬态电磁散射问题提出了求解时域积分方程的时间步进（marching-on in-time, MOT）算法。

1.3 本文的主要贡献与创新

本论文以时域积分方程时间步进算法的数值实现技术、后时稳定性问题以及两层平面波加速算法为重点研究内容，主要创新点与贡献如下：

1.4 本论文的结构安排

本文的章节结构安排如下：

1.5 本章小结

① 脚注序号“①，……，⑨”的字体是“正文”，不是“上标”，序号与脚注内容文字之间空 1 个半角字符，脚注的段落格式为：单倍行距，段前空 0 磅，段后空 0 磅，悬挂缩进 1.5 字符；中文用宋体，字号为小五号，英文和数字用 Times New Roman 字体，字号为 9 磅；中英文混排时，所有标点符号（例如逗号“，”、括号“（）”等）一律使用中文输入状态下的标点符号，但小数点采用英文状态下的样式“.”。

第二章 相关理论基础

此部分主要抄书

2.1 基本概念

hello

2.1.1 激励相容

DSIC

2.1.2 最优拍卖

Ideal

2.2 麦尔森引理

2.3 算法机制设计

2.3.1 背包拍卖

2.3.2 显示定理

2.4 税收最大化拍卖

2.5 简单近似拍卖

2.6 多变量环境

2.7 预算受限的机制设计

2.8 无金钱机制设计

2.9 动态规划

2.9.1 背包问题

2.10 本章小结

第三章 简单可并行计算下的机制

3.1 引言

3.1.1 原位计算

原位计算的介绍及总体基本场景描述待补

3.1.2 信誉系统

待补，之前看过的文章有。此部分也可能放在第四章

3.2 基本假设

在简单可并行计算下的机制建立之前，首先给出相关合理假设。

假设 1: 参与者是有限理性的个体，总是执行理性条件下最大化各自效用函数的策略，且不存在共谋

假设 2: 除参与者对原位计算任务代价的内心估值为私密知识以外，其余均为公共知识，为平台方和其它参与者所知。

3.3 基础模型

3.3.1 模型定义

机制中以虚拟代币作为货币。机制中有 n 个参与者 **agent** 可以进入原位计算任务 T 的竞拍环节。原位计算任务 T 共需要 $datademand$ 单位的计算。对于 $1 \leq i \leq n$, 参与者 $agent_i$ 可以针对任务书 T 提供 $datacount_i$ 单位的原位计算任务。而参与者 $agent_i$ 拥有私密值 $0 \leq val_i = INCENT - cost_i$, $INCENT$ 是平台方给予胜出者的每单位计算任务的固定奖赏，由平台方或者原位计算任务发起者确定^①。 $0 \leq cost_i \leq INCENT$ ，否则，参与者 $agent_i$ 应当退出此次竞拍来避免自己受损。于是， val_i 表示 $agent_i$ 对购买每单位原位计算任务带来的真实价值。其 val_i 只对参与者 $agent_i$ 可见，平台方及其余参与者不可见。在机制中，每个参与者会提交自己的标的 b_i ，形成标的向量 **bid**。分配函数 $allocation(bid)$ 也是一个向量，表示了机制对参与者分配的原位计算任务数量。 $agent_i$ 的效用函数定义为准线性函数 $utility_i = val_i * allocation_i - payment_i$ 。总社会福利 **SW** 定义为 $\sum_{i=1}^n val_i * allocation_i$ ，其是所有参与者的效用函数与平台方收益的总和。即：

① 本文中不特意区分平台方与计算任务发起者，因为他们可能是同一角色

$$SW = \sum_{i=1}^n utility_i + \sum_{i=1}^n payment_i$$

3.3.2 模型求解

本文的目标是设计一种参与者具有占优策略的拍卖机制。由显示定理可知，对于任意一个参与者总是具有占优策略的机制 M ，总是存在一个等价的直接显示 (direct-revelation) 占优策略激励相容 (DSIC) 机制 M' 。因此，本文在 DSIC 机制的范围中寻找合适的解。而在前述基础模型定义中，参与者的私密值仅为其对购买原位计算任务的收益真实估值 val_i ，且效用函数为准线性函数。这属于单变量环境，需要麦尔森引理来主导机制设计的流程。

假设所有参与者已经真实地表达原位计算任务的估值，并给出标的，即 $bid = val$ 。此时对于平台方来说，社会福利最大化等价于最优化问题3-1。

$$\begin{aligned} \max_{\vec{allocation}} \quad & \sum_{i=1}^n bid_i * allocation_i \\ s.t \quad & 0 \leq allocation_i \leq datacount_i, \quad allocation_i = 0, 1, 2... \\ & \sum_{i=1}^n allocation_i = datademand \end{aligned} \tag{3-1}$$

给出贪心算法：^① ^②时间复杂度 $O(n)$

^① 本文中数组下标均从 1 开始计数

^② 可以通过 first 和 second 来分别指代二元组的第一、二关键字

算法 3-1 贪心算法求解基础模型**Input:** *datacount*, *bid*, *datademand***Output:** *allocation*

```

1  $i \leftarrow 1$ ;
2  $total \leftarrow datademand$ ;
3 对二元组序列  $list = \{(bid_j, j) | 1 \leq j \leq n\}$  以第一关键字进行降序排列, 第一关键字相同的情况下, 以第二关键字升序排列;
4 while  $total > 0$  do
5   if  $i > n$  then
6      $datademand$  单位的计算任务无法被分配完毕, 返回错误信息。break;
7   end
8    $temp \leftarrow \min(total, datacount_{list[i].second})$ ;
9    $total \leftarrow total - temp$ ;
10   $allocation_i \leftarrow temp$ ;
11   $i \leftarrow i + 1$ ;
12 end

```

定理 3.1 算法3-1是问题3-1的解。

证明: 算法3-1的思想是在供应 *datademand* 有限的情况下, 优先满足代价估值 bid_i 更大的参与者的需求。假设存在一个更优解 $S^1 (SW^1 > SW)$ 与该思想相悖。即存在 $1 \leq i \neq j \leq n, bid_i > bid_j$, 使得 $allocation_i < datacount_i, allocation_j > 0$ 。不妨将分配给参与者 $agent_j$ 的 $temp = \min(datacount_i - allocation_i, allocation_j)$ 单位计算任务重新分配给参与者 $agent_i$, 得到解 S^2 , 此时新的社会福利 $SW^2 = SW^1 - temp * bid_j + temp * bid_i = SW^1 + temp * (bid_i - bid_j)$, 由前述条件可知, $temp > 0$ 且 $bid_i - bid_j > 0$ 。易得, $SW^1 < SW^2$ 。继续对 S^2 执行以上流程, 直到前提条件不满足。此时, 解 S^n 优先满足代价估值更大的参与者的需求。由贪心算法可知 $SW^n = SW$, 则 $SW^1 < SW^2 \dots < SW^n = SW$, 这与假设不符。故不存在上述更优解。 ■

分配函数已经确定, 为了应用麦尔森引理确定价格函数, 需要首先分析分配函数关于标的 bid_i 的单调性。

定理 3.2 对于任意参与者 $agent_i$ 以及任意 $bid_{-i}^{①}$, 算法3-1所示分配规则 $allocation_i(z, bid_{-i})$ 是关于 $agent_i$ 的标的 z 的单调不减函数。

证明: 在保持其余标的不变的情况条件下, 若 $agent_i$ 的标的 z 变大, 则其在算法3-1中 *list* 序列中的排位只会更加靠前, 从而获得更高优先级的分配权力。而算

① 表示除 bid_i 分量以外的总标的向量

法的不确定性已经由第二关键字排序消除。 ■

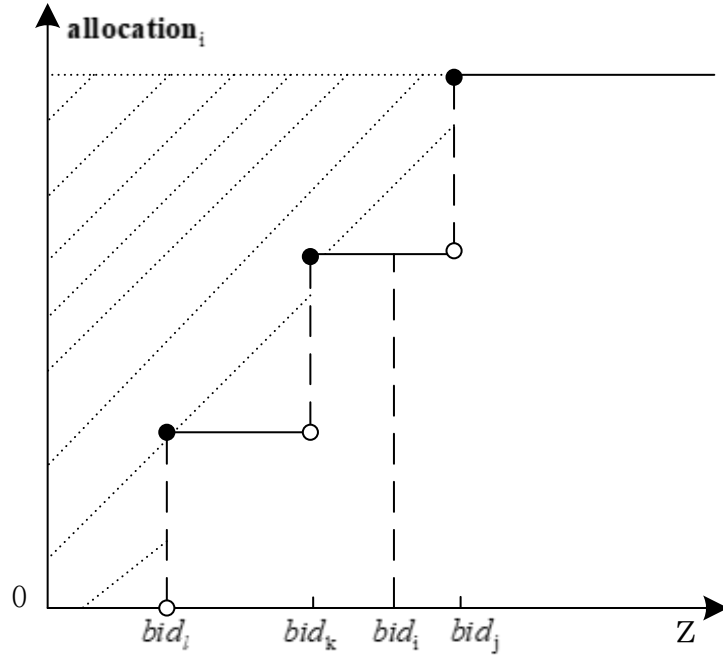


图 3-1 贪心算法分配函数示例

不失一般性, $allocation_i(z, \mathbf{bid}_i)$ 函数图像如图3-1所示。根据麦尔森引理, 阴影部分面积即为 $agent_i$ 向平台方支付的报酬。由图像可知, 需要求解出这些阶跃变化值。根据贪心算法的流程, 假设已知根据 bid 降序排列的 $datacount$ 前缀和数组 $prefix$, 则可以迭代求出这些阶跃值, 从而求得阴影部分总面积。其余 $agent$ 的代价计算亦然。总体 $payment$ 计算具体细节如算法3-2所示, 算法时间复杂度 $O(n^2)$ 。

算法 3-2 贪心算法求解基础模型的支付流程**Input:** *datacount*, *bid*, *datademand***Output:** *payment*

```

1 运行算法3-1, 获得 list;
   // 根据标的排序求 count 的各前缀和
2 prefix 置为初始值为 0 的数组;
3 for  $i = 1$  to  $n$  do
4   if  $i > 1$  then
5      $prefix[i] \leftarrow prefix[i - 1]$ ;
6   end
7    $prefix[i] += datacount_{list[i].second}$ ;
8 end
   // 求每个参与者的支付  $payment_i$ 
9 for  $i = 1$  to  $n$  do
10   $payment_{list[i].second} \leftarrow 0$ ;
    // ind 存储遍历下标
11   $ind \leftarrow i + 1$  // y 存储当前分配值
12  if  $i = 1$  then
13     $y \leftarrow \min(datademand, datacount_{list[i].second})$ ;
14  else
15     $y \leftarrow \min(\max(datademand - prefix[i - 1], 0), datacount_{list[i].second})$ ;
16  end
17  while  $ind \leq n$  且  $y > 0$  do
18     $newy \leftarrow \min(\max(datademand - prefix[ind] +$ 
         $datacount_{list[i].second}, 0), datacount_{list[i].second})$ ;
19     $payment_{list[i].second} += (y - newy) * list[ind].first$ ;
20     $y \leftarrow newy$ ;
21     $ind += 1$ ;
22  end
23 end

```


3.4 多重指标限制问题

3.4.1 问题描述及定义

原位计算任务竞拍场景中，平台方或者任务提交方对于任务购买方存在总体偏好设置或者限制条件。例如：平台方可以出于总体计算结果来源异构性等需求要求竞拍胜出者的数量不能超过某给定阈值；或者要求原位计算任务 T 的总体响应时间不能大于给定目标值。在本场景中，参与者会被赋予不同的信誉等级及可靠性评估。而平台方也可以根据自己对任务难易程度的估量，制定不同的限制条件。假设限制指标集 $Limit$ 是有限集。本文中使用表3-1所示指标作为分析。

表 3-1 限制指标集

指标名称	描述	符号	产生方式
一级参与者的数量阈值	来自信誉系统	$Parti_1$	由平台方或任务方确定
二级参与者的数量阈值	同上	$Parti_2$	由平台方或任务方确定
三级参与者的数量阈值	同上	$Parti_3$	由平台方或任务方确定
总体响应时间和	各个胜出者完成来自任务 T 所指派计算花费的时间总和	TIME	由平台方或任务方确定
计算需求量		datademand	任务 T 固有属性

上述指标集中，前三项来自于对参与者的信誉等级及可靠性评估。前三项指标是同类指标，以第一项为例，它意味着平台方要求任务 T 的胜出者中一级参与者刚好有 $Parti_1$ 个。第四项指标衡量了原位计算任务 T 的总体完成效率。 $TIME$ 值越小，意味平台方对于任务的响应要求越高，对于拍卖环节的限制也就更强。第五项 $datademand$ 是来自于原位计算任务本身的需求，机制需要尽可能使 $datademand$ 被满足，这里也将其视为平台方对原位计算任务分配的限制指标之一。

3.4.1.1 形式化定义

在3.3.1节所示基础上引入上述指标集限制条件。 $level_i \in 1, 2, 3$ 为 $agent_i$ 的信誉及可靠性评估。对于 $1 \leq j \leq 3$, 胜出者集合中第 j 级参与者数量 = $partij$ 。 $timeperunit_i$ 是 $agent_i$ 关于 T 完成每单位计算任务所花费的时间。 $transmitcost_i$ 是 $agent_i$ 向平台方提交结果数据所花费的平均时间，主要由网络时延、吞吐量等因素决定。分配规则需要满足时效性要求指标： $\sum_{i=1}^n timeperunit_i * allocation_i + I(allocation_i > 0) * transmitcost_i < TIME$ ^① 社会福利 SW 的定义仍然不变。假设所有参与者已经真实地表达原位计算

① $I(\text{表达式}) = \begin{cases} 0, & \text{表达式为假} \\ 1, & \text{表达式为真} \end{cases}$

任务的估值，并给出标的，即 $bid = val$ ，此时对于平台方来说，社会福利最大化等价于最优化问题3-2

$$\begin{aligned}
 \max_{allocation} \quad & \sum_{i=1}^n bid_i * allocation_i \\
 s.t \quad & 0 \leq allocation_i \leq datacount_i, \quad allocation_i = 0, 1, 2, \dots \\
 & \sum_{i=1}^n allocation_i = datademand \\
 & \left(\sum_{i=1}^n timeperunit_i * allocation_i + I(allocation_i > 0) * transmitcost_i \right) < TIME \\
 & \left(\sum_{i=1}^n I(allocation_i > 0, level_i = j) \right) = parti_j, j = 1, 2, 3
 \end{aligned} \tag{3-2}$$

3.4.2 模型求解

最优化问题3-2是一个 NP-hard 问题，此处尝试以动态规划的方式进行求解。拟定 6 维状态 $dp[i, j, a, b, c, t]$ ，表示考虑前 i 个参与者，刚好分配 j 单位原位计算任务，其中一级参与者 a 个，二级参与者 b 个，三级参与者 c 个，最多花费 t 单位总时间，所能够获得的最大收益。通过枚举分配给 $agent_i$ 的计算任务数量，可以得到状态转移方程3-3。

$$dp[i, j, a, b, c, t] = \max \begin{cases} 1 \leq k \leq datacount_i \\ \text{If } level_i = 1, \\ dp[i-1, j-k, a-1, b, c, t-k*timeperunit_i - transmitcost_i] + k * bid_i, \\ \text{If } level_i = 2, \\ dp[i-1, j-k, a, b-1, c, t-k*timeperunit_i - transmitcost_i] + k * bid_i, \\ \text{If } level_i = 3, \\ dp[i-1, j-k, a, b, c-1, t-k*timeperunit_i - transmitcost_i] + k * bid_i, \\ \text{all condition,} \\ dp[i-1, j, a, b, c, t] \end{cases} \tag{3-3}$$

$$dp[0, 0 \dots datademand, 0 \dots parti_1, 0 \dots parti_2, 0 \dots parti_3, 0 \dots TIME] = -\infty$$

$$dp[0, 0, 0, 0, 0, 0 \dots TIME] = 0$$

上述转移方程中，值得一提的是状态的初始化方法。考虑最优化问题3-2的限制条件可知，只有总体响应时间和是不等式限制，其余四项限制指标均等式。这可以通过设置初始状态的合法性来解决。如3-3所示，在限制指标张成的五维空间中，仅有关于运行时间的一维子空间^①被赋予合法性。其余非法状态置 $-\infty$ 。当限制指标集扩展时，针对不同类型的限制属性也可以按此思路进行初始状态设定。为了减少状态存储，转移方程3-3可以记忆化搜索的方式进行。

算法 3-3 记忆化搜索

Input: *datacount, timeperunit, level, bid, datademand*, 及3.4.1.1节中定义的限制指标

Output: *allocation*

- 1 对参与者按照默认优先级进行排序，优先级较高的排位靠前。
 $Search(n, datademand, parti_1, parti_2, parti_3, TIME);$
- 2 以最优路径对 *allocation* 进行赋值;
- 3 ;
- 4 $Search(i, j, a, b, c, t)$ 定义为: ;
- 5 检查状态是否访问过，是则直接返回最优解，否则继续向下。;
- 6 根据方程3-3所示进行状态转移;
- 7 **for** $i \leftarrow 0$ **to** k **do**
- 8 $Search(\text{新的状态})$
- 9 **end**
- 10 记录当前状态最优值，若存在多个最优解，选择 k 值较小的那个，同时记录最优路径。;

定理 3.3 对于任意参与者 $agent_i$ 以及任意 bid_i ，算法3-3所示分配规则 $allocation_i(z, bid_i)$ 是关于 $agent_i$ 的标的 z 的单调不减函数。

证明: 将 $agent_i$ 移至所有参与者的最后一位。由算法3-3及转移方程3-3可知，参与者 $agent_i$ 的分配 $allocation_i$ 依赖于子空间 $dp[n-1, \dots,]$ 中 $datacount_i + 1$ 个状态 (分别对应于分配 0、1、2... $datacount_i$ 件计算任务)，以及 bid_i 的值。 $dp[i-1, \dots,]$ 中的状态由参与者的许多信息 (包括 bid_i) 及所有环境参量 (如3.4.1.1节中定义的限制指标) 决定。因此其不受 bid_i 影响。当 bid_i 变化时，这些状态可以看做固定值。

记 $allocation_i(z, bid_i)$ 为 $al_i(z)$ ， $dp[i-1, \dots,]$ 中对应的 $datacount_i + 1$ 个状态分别为 $ndp[0], ndp[1], \dots, ndp[datacount_i]$ 。不妨假设 $a < b$ ，且当 $bid_i = a$ 时， $al_i(z) = j$ 。这意味着 $ndp[j] + j * a$ 是 $\{ndp[k] + k * a | 0 \leq k \leq j\}$ 中的极大值。此时再考虑 $bid_i = b$

^① 此处并非完整定义的子空间

时的情景。对于 $0 \leq k \leq j$, 对应的状态分别为 $ndp[k] + k*b = ndp[k] + k*a + k*(b-a)$, 由于 $ndp[k] + k*a \leq ndp[j] + j*a$ (来自于 $bid_i = a$ 的假设), 且 $k*(b-a) \leq j*(b-a)$, 所以 $ndp[k] + k*b \leq ndp[j] + j*b$ 。那么 $al_i(a) \leq al_i(b)$ ■

为了确定多重指标限制问题下的价格函数, 针对每一个 $agent_i$, 需要确定证明10中 $dp[n-1, , , ,]$ 子空间中的 $datacount_i + 1$ 个状态的值。然后根据这些值找出分配函数 $al_i(z)$ 中的那些阶跃点。由于本场景中, 对于每个阶跃点, 其 y 轴的阶跃值仅为 1。那么可以根据麦尔森引理, 求得 $agent_i$ 所需支付的价格。

$$\begin{aligned}
 ndp[1] + 1 * b_1 &= ndp[0] \\
 ndp[2] + 2 * b_2 &= ndp[1] + b_2 \\
 ndp[3] + 3 * b_3 &= ndp[2] + 2 * b_3 \\
 &\vdots \\
 ndp[k] + k * b_k &= ndp[k-1] + (k-1) * b_{k-1}
 \end{aligned} \tag{3-4}$$

解方程组3-4, 可以得到所有阶跃点序列 $b_1, b_2, b_3 \dots b_k$ 。值得注意的是, 该序列不一定单调递增。

算法 3-4 多重指标限制问题价格规则

Input: *datacount*, *timeperunit*, *level*, *bid*, *datademand*, 及3.4.1.1节中定义的限制指标

Output: *payment*

```

1 运行算法3-3, 得到分配 allocationi;
2 for 每个参与者 agenti do
3     paymenti  $\leftarrow$  0;
4     将 agenti 移至末位, 重新运行算法3-3, 得到;;
5     ndp[0] = dp[n - 1, datademand, parti1, parti2, parti3, TIME];
6     ndp[k] = dp[n - 1, datademand - k, parti1 -  $I^{\textcircled{1}}(\text{level}_i =$ 
        1), parti2 -  $I(\text{level}_i = 2)$ , parti3 -  $I(\text{level}_i =$ 
        3), TIME - k * timeperuniti - transmitcosti], 1  $\leq k \leq \text{datacount}_i$ ;
7     record  $\leftarrow$  0;
8     for ind  $\leftarrow$  1 to allocationi do
9         record  $\leftarrow \max(\text{record}, \text{ndp}[\text{ind} - 1] - \text{ndp}[\text{ind}])$ ;
10        paymenti  $\leftarrow \text{payment}_i + \text{record}$ ;
11    end
12 end
    
```

3.5 场景扩展及额外偏好

3.5.1 问题描述及定义

在本章场景中, 原位计算任务 T 竞拍流程中的参与者的真实角色是拥有计算资源及相应数据访问权限的计算节点。这些计算节点隶属于不同的部门机构。就相对严格而紧密的组织而言, 其部门机构可能存在较为显著的上下级关系。这种关系最典型的案例是树形关系。如3-2所示。在这种树形关系中, 各机构可能会出于成本管理、机构职能、安全性保障等多方面因素对其自身及下属机构参与原位计算任务提出新的要求及限制。例如, 3-1所示的各种限制性指标。这些要求及限制形成每个机构的偏好信息。如图3-2, 每个机构都拥有一个偏好信息描述。(图中并未完全画出所有偏好信息)

另一方面, 同一机构内部可能具有多个可提供计算能力的单位, 他们具有相

$\textcircled{1} I(\text{表达式}) = \begin{cases} 0, & \text{表达式为假} \\ 1, & \text{表达式为真} \end{cases}$

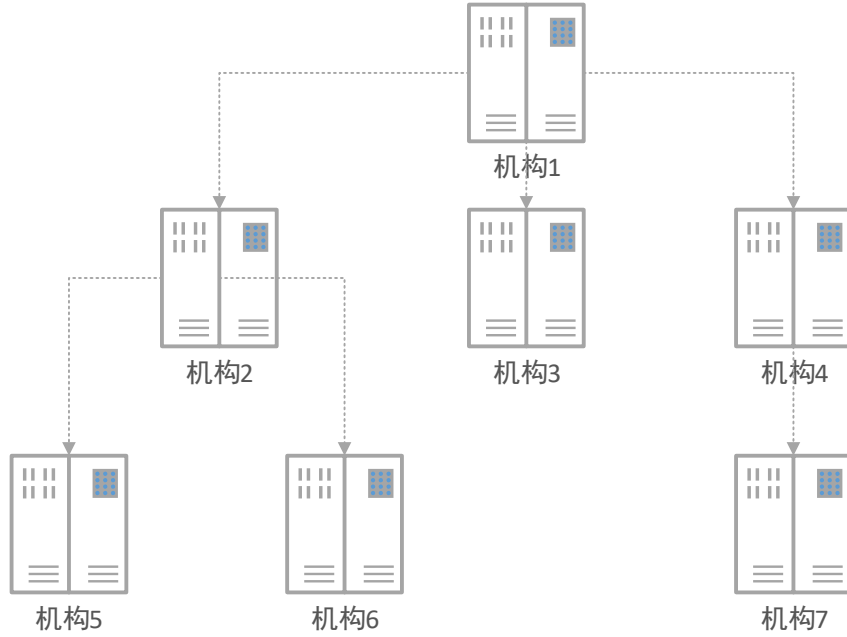


图 3-2 机构部门间的树形关系

同的原位计算数据访问权，但他们的计算能力、质量又是参差不齐的。当同一机构内部的不同计算单位作为参与者进入到原位计算任务 T 的竞争环节中时，多个参与者可能提供的是数据相同而计算方式或者服务质量具有差异的原位计算。相同的计算内容对于同一原位计算任务 T 来说是冗余的。因此在前述场景中，这些数据同质的参与者之间实质存在互斥关系。即在这些数据同质的参与者中，分配规则最多只能选择 1 个胜出者。同一机构可能拥有多个不同的数据源，因此在一家机构内部也可能存在多组这样的互斥关系。目前我们只考虑在来自一家机构的参与者中存在数据同质的现象。

在图3-3的示例中，机构 2 的计算单元 A, B, C 拥有数据源 1 的访问权，计算单元 D, E 拥有数据源 2 的访问权。当这些计算单元参与至原位计算任务竞争环节时，计算单元 A, B, C 及 D, E 中各自最多只能有一个胜出者。

3.5.1.1 形式化

在前文的形式化定义中增加机构的概念。机制中共有 m 个机构，所有参与者 $agent_i, 1 \leq i \leq n$ 隶属于这些机构。每个机构具有参与者偏好 $prefer_i$ ，描述了其对自身管辖的部门参与原位计算的限制条件。现仅考虑如下限制：该机构及其管辖部门的参与者所提供的总原位计算任务不能超过 $limit_i$ 单位。此节的分析及结论可以被推广至所有限制指标 \leq 某一阈值的更一般情况。机构之间形成森林结构，即对

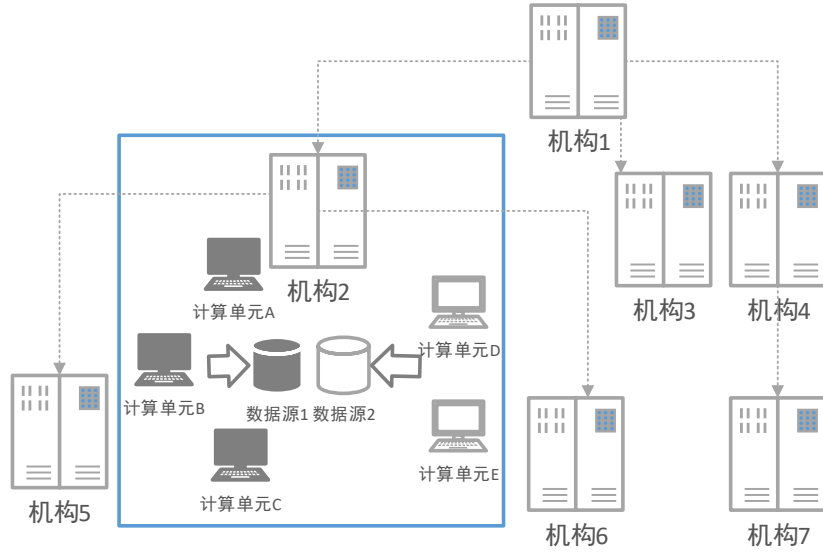


图 3-3 机构内部参与者的互斥关系示例

于 org_i ，其最多仅有一个父亲节点。

$agentpinorg_i = \{agent_k | agent_k.i\}$ 是隶属于机构 org_i 的参与者集合。该集合可以根据参与者对数据源的依赖关系被划分为 $datasourcenum$ 个子集，每个子集最多产生一名胜出者。

3.5.2 问题求解

为森林状的机构添加虚根，使其转为树形结构。然后将上述场景抽象成图3-4。其中圆形代表机构，三角形代表机构中的计算单元，即机制的参与者。颜色的不同体现了其数据来源的差异性，从而将他们划分为不同的互斥组。此时的社会福利最大化问题解决思路与前两节相似，不同点在于动态规划需要在整个树形结构上进行。

仿照方程3-3拟定 6 维状态 $dp[i, j, a, b, c, t]$ ，表示考虑第 i 个机构，刚好分配 j 单位原位计算任务，其中一级参与者 a 个，二级参与者 b 个，三级参与者 c 个，最多花费 t 单位总时间，所能够获得的最大收益。所能够获得的最大收益。

由泛化物品的概念可知，每一个状态可以理解为一个泛化物品。那么原状态转移则是这些泛化物品在树上自底向上不断求和的过程。值得注意的是，图3-4中每个机构所属的三角形（计算单元）首先要根据其互斥关系，以动态规划的方式合成一个泛化物品，然后再参与到树上的泛化物品合并流程。在此过程中同时记录最优路径。

另一方面，各个机构的偏好 $prefer_i$ 也可以在树上最优化的过程中解决。树上

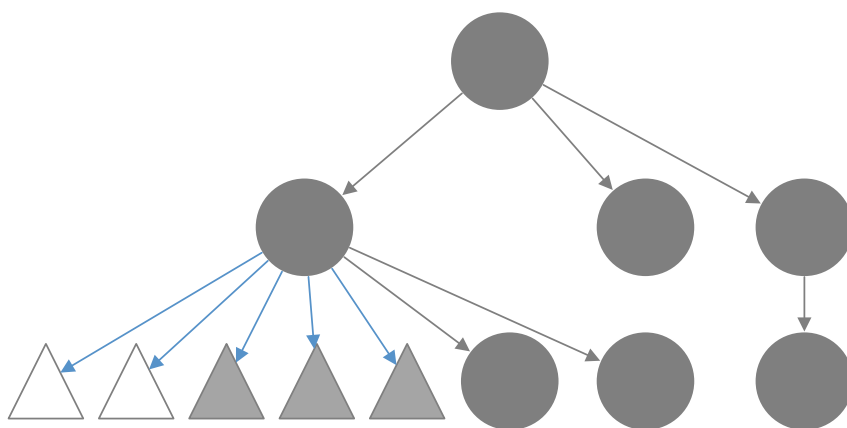


图 3-4 树形结构抽象图

最优化流程进行到机构 i 时，他可以直接将状态 $dp[i, limit_i + 1 \dots datademand, \dots]$ 全部置为非法状态。然后沿着树形结构继续最优化过程。本场景中的问题求解思想与3.4节中的思想是一致的。故此处直接给出分配规则。

算法 3-5 树形场景下的分配规则

Input: *datacount, timeperunit, level, bid, datademand*, 3.4.1.1节中定义的限制指标, 本节新定义的量

Output: *allocation*

```

1 generalizeditem(虚根, datademand, parti1, parti2, parti3, TIME);
2 以最优路径对 allocation 进行赋值。;
3 ;
4 ;
5 generalizeditem(i, j, a, b, c, t) 定义为:;
6 if i 具有计算单元, 即 agentpinorgi ≠ ∅ then
7     以其计算单元的信息运行算法思想3-3, 注意同一组内最多选取一个参与
       者分配计算任务, 得到泛化物品 init;
8     记录最优路径;
9 else
10    init 是一个不产生任何影响的初始泛化物品。
11 end
12 for 机构 i 的每一个下属单位 u do
13     计算 generalizeditem =
       (u, 0...datademand, 0...parti1, 0...parti3, 0...parti3, 0...TIME), 得到泛化物
       品 u;
14     将泛化物品 u 并入 init;
       // 按照既定的优先级处理多解的情况
15     记录最优路径;
16 end
17 将 init[, limiti + 1...datademand, , , ,] 中的所有状态置为非法状态;
18 return init;
```

算法3-5中, 时间复杂度较高, 约为 $O(m * S^2)$, S 为除第一维状态以外的五维子空间的总状态数。其关键步骤在于泛化物品之间的和并, 思想是直接枚举费用状态在两者之间的分配。

定理 3.4 算法3-5所示的分配规则仍然单调。

证明: 证明思想与10 完全一致 ■

由于互斥组的存在, 动态规划的无后效性被破坏, 难以像前文一样直接将 *agent_i* 移至末位, 然后算出各个阶跃值。当然, 若为每个互斥组增加一维二值状态,

仍然可解，但此时的状态空间大小似乎难以接受。接下来直接以二分查找的方式来寻找这些阶跃值，时间复杂度为 $O(\text{allocation}_i * \log(\text{INCENT}))$ 。若 bid_i 的范围较小，也可以直接枚举求解。应根据具体数据量做相应调整。

算法 3-6 树形场景下的支付规则

Input: *datacount, timeperunit, level, bid, datademand*, 3.4.1.1节中定义的限制指标, 本节新定义的量

Output: *payment*

```

1 运行算法3-5, 得到 allocation;
2 for 每个 agenti do
3   paymenti  $\leftarrow$  0;
4   for ks  $\leftarrow$  0 to allocationi do
5     二分 bidi, 运行算法3-5, 找到 allocationi = ks 的临界标的 b。
     paymenti  $\leftarrow$  paymenti + b
6   end
7 end
```

3.6 本章小结

在简单可并行计算场景下，本文中的竞争拍卖机制设计部分依次讨论了基础模型、多重指标限制、场景扩展及额外偏好等议题。基础模型是拍卖机制的基础部分。在有限理性人、准线性效用等假设下，分配规则为满足任务方数据量需求和参与者数据限制条件下的社会福利最大化。多重指标限制引入了任务方对待分配的原位计算任务的进一步细节要求。例如：时效性，参与者数量，信誉评级等。而场景扩展及额外偏好更进一步考虑了参与者的上下级关系带来的新的偏好限制，以及数据同质参与者之间的互斥性。以上三种机制均满足社会福利最大化、DSIC。基础模型可以在多项式时间内求解，而多重指标限制和场景扩展及额外偏好需要在伪多项式时间内求解。

第四章 计算依赖相关的机制设计

4.1 引言

4.2 问题描述及定义

主要研究子计算任务具有 DAG 依赖关系的场景。在前一章的基础上加入平台方要求分配函数满足，总计算任务需要在 *time* 单位时间内完成。本问题和关键路径求解有关。可能 NP-hard 难以求解只能近似贪心。

4.3 模型求解

4.4 期望税收最大化机制

4.5 本章小结

第五章 面向数据价值共享的激励机制设计与实现

5.1 实验概述

5.2 总体设计

5.3 模块设计

5.4 界面展示

5.5 本章小结

第六章 全文总结与展望

6.1 全文总结

本文以时域积分方程方法为研究背景，主要对求解时域积分方程的时间步进算法以及两层平面波快速算法进行了研究。

6.2 后续工作展望

时域积分方程方法的研究近几年发展迅速，在本文研究工作的基础上，仍有以下方向值得进一步研究：

致 谢

在攻读硕士学位期间，首先衷心感谢我的导师 XXX 教授

参考文献

- [1] 王浩刚, 聂在平. 三维矢量散射积分方程中奇异性分析 [J]. 电子学报, 1999, 27(12): 68-71
- [2] X. F. Liu, B. Z. Wang, W. Shao, et al. A marching-on-in-order scheme for exact attenuation constant extraction of lossy transmission lines[C]. China-Japan Joint Microwave Conference Proceedings, Chengdu, 2006, 527-529
- [3] 竺可桢. 物理学 [M]. 北京: 科学出版社, 1973, 56-60
- [4] 陈念永. 毫米波细胞生物效应及抗肿瘤研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2001, 50-60
- [5] 顾春. 牢牢把握稳中求进的总基调 [N]. 人民日报, 2012 年 3 月 31 日
- [6] 冯西桥. 核反应堆压力容器的 LBB 分析 [R]. 北京: 清华大学核能技术设计研究院, 1997 年 6 月 25 日
- [7] 肖珍新. 一种新型排渣阀调节降温装置 [P]. 中国, 实用新型专利, ZL201120085830.0, 2012 年 4 月 25 日
- [8] 中华人民共和国国家技术监督局. GB3100-3102. 中华人民共和国国家标准—量与单位 [S]. 北京: 中国标准出版社, 1994 年 11 月 1 日
- [9] M. Clerc. Discrete particle swarm optimization: a fuzzy combinatorial box[EB/OL]. http://clere.maurice.free.fr/ps0/Fuzzy_Discrere_PSO/Fuzzy_DPSO.htm, July 16, 2010

附录 A 中心极限定理的证明

A.1 高斯分布和伯努利实验

攻读专业硕士学位期间取得的成果

- [1] J. Y. Li, Y. W. Zhao, Z. P. Nie. New memory method of impedance elements for marching-on-in-time solution of time-domain integral equation[J]. Electromagnetics, 2010, 30(5): 448-462
- [2] 张三, 李四. 时间步进算法中阻抗矩阵的高效存储新方法 [J]. 电波科学学报, 2010, 25(4): 624-631
- [3] 张三, 李四. 时域磁场积分方程时间步进算法稳定性研究 [J]. 物理学报, 2013, 62(9): 090206-1-090206-6
- [4] 张三, 李四. 时域磁场积分方程时间步进算法后时稳定性研究. 电子科技大学学报 [J] (已录用, 待刊)
- [5] S. Zhang. Parameters discussion in two-level plane wave time-domain algorithm[C]. 2012 IEEE International Workshop on Electromagnetics, Chengdu, 2012, 38-39
- [6] 张三, 李四. 时域积分方程时间步进算法研究 [C]. 电子科技大学电子科学技术研究院第四届学术交流会, 成都, 2008, 164-168
- [7] 张三 (4). 人工介质雷达罩技术研究. 国防科技进步二等奖, 2008 年
- [8] XXX, XXX, XXX, XXX, 王升. XXX 的陶瓷研究. 四川省科技进步三等奖, 2003 年 12 月

外文资料原文

1 The OFDM Model of Multiple Carrier Waves

外文资料译文

1 基于多载波索引键控的正交频分多路复用系统模型