

群智协同计算

特邀编辑: 胡 斌¹ 顾 宁² 孙海龙³

¹ 兰州大学

² 复旦大学

³ 北京航空航天大学

关键词: 群智协同计算 群体智能 CSCW 众包

互联网应用及其支撑技术的快速发展推动着计算模式的持续发展和不断演进。中国计算机学会 (CCF) 协同计算专委在《2016—2017 中国计算机科学技术发展报告》上发表了《群智协同计算: 研究进展与发展趋势》一文, 将大量互联网用户、软件系统与其他各类设备等的交互与协同所催生的新型互联网计算模式概括为“群智协同计算”(crowd cooperative computing)。该计算模式旨在通过大规模群智资源的高效协同来汇聚实现群体智能, 从而为问题求解提供有效支持, 是对群体智能、协同计算和社会计算等的融合与发展。进一步地, CCF 协同计算专委于 2018 年 9 月 15~16 日组织并承办了第 94 期 CCF 学科前沿讲习班 (ADL), 主题为“群智协同计算”, 特别从面向新一代人工智能的群体智能、群智系统中的质量保障、多智能体与社会网络群智行为、用户群体协同和推荐系统等方面, 对群智协同计算的相关理论、技术与应用进行介绍, 并探讨未来发展趋势。在以上工作的基础上, 我们组织了本期专题, 特别邀请相关领域的知名学者撰写文章, 结合新一代人工智能、大数据、社会计算和物联网等热点研究, 从群智协同机理、群智质量保障、群智协作模型、影响群智的心理生理因素和群智融合应用等角度, 深入阐释了群智协同计算的相关理论模型、关键技术和典型应用。

群智协同行为分析是揭示群智协同机理和设计高效群智协同机制的重要途径。复旦大学教授顾宁等撰写的《在线开放协作项目中用户群智协同行为的分析与理解》, 从 CSCW¹ 角度讨论了在线开放协作项目中群智协同行为分析的主要研究问题和方法, 以 Stack Overflow 和 GitHub 为例对群智协同行为的影响因素和机理进行了分析, 并给出了在线开放协作项目中群智协同行为研究的发展趋势。

由于群智资源的自主、难控、不确定性以及计算环境的动态和开放, 质量保障成为群智协同计算面临的重要挑战。北京航空航天大学长聘副教授孙海龙撰写的《群智系统的质量保障方法》, 从系统的角度分析了群智协同计算应用中面临的质量问题, 对国内外研究现状进行了综述, 特别介绍了在众包系统的质量保障方面所做的理论和方法研究, 并对未来研究进行了展望。

人与人之间的高效协作对复杂群智任务的处理尤为重要。东南大学教授蒋巍川等撰写的《社会网络中复杂任务的群智协同众包》提出了社会网络中面向复杂任务的群智众包模型, 通过有效利用社会网络中工人之间的协作和群智更好地完成复杂任务, 并进一步探讨了基于 Agent 方法研究复杂任务群智众包的研究方向和关键问题。

作为群智协同计算中的重要参与者, 人们的生

¹ CSCW: Computer Supported Cooperative Work, 计算机支持的协同工作。

理和心理对于任务处理的过程和结果具有重要的影响。心理生理计算是由心理生理学发展而来的一个多学科交叉的全新研究方向。兰州大学教授胡斌等撰写的《心理生理计算的研究进展及趋势》阐述了心理生理计算的内涵、理论体系和应用模式，并总结了未来发展中可能面临的挑战。

北京工业大学陈建辉博士等撰写的《面向群智互助的新型混合智能框架》，提出了一种新型的混合智能框架，通过生理-心理-行为多维采样、面向群智互助的数据脑和基于 WaaS(Wisdom as a Service)的群智互助服务，对情绪、疲劳、注意力和决策等群体互助的基本因素进行测量，并形成不同层次的原子范式表征，应用于群智互助模式的设计、应用与重构，以支持群体互助过程中群体智慧的实现。

群智感知是群智协同计算的一类重要应用。西北工业大学教授郭斌等撰写的《群智融合计算》，介绍了群智感知计算领域一个新的研究方向——群智融合计算，通过挖掘和利用显式/隐式群体智能以实现对低质冗余、内容丰富、多维互补群体贡献数据的高效处理和语义理解。文章结合研究实例阐述了群智融合计算的内涵、挑战，并探索了不同的应用模式。

在人机物融合发展的信息技术领域，如何提高群智协同的效果，更好地汇聚群体智能已成为学术界和工业界关注的重要问题，而群智协同计算正是在此背景下发展出来的新方向。应用与技术在不断地发展和演化，对群智协同计算的内涵与外延还需进行持续的探索和研究。 ■



胡 斌

CCF 杰出会员、理事。国家“千人计划”入选者，国家特聘专家，国务院特殊津贴专家。兰州大学信息科学与工程学院院长，瑞士苏黎世联邦理工学院客座教授。主要研究方向为协同计算和情感计算。
bh@lzu.edu.cn



顾 宁

CCF 杰出会员，CCF 协同计算专业委员会主任。复旦大学计算机科学技术学院教授。主要研究方向为协同计算、计算机支持的协同工作与社会计算、人机交互。
ninggu@fudan.edu.cn



孙海龙

CCF 高级会员、协同计算专委会常务委员。北京航空航天大学长聘副教授。主要研究方向为群体智能、智能化软件方法和分布式系统等。
zsunhl@buaa.edu.cn

张修先生去世

曾获 CCF 中国计算机事业 60 周年杰出贡献特别奖

CCF 中国计算机事业 60 周年杰出贡献特别奖获得者、原 CCF 常务理事、中国科学院计算技术研究所研究员张修先生于 2018 年 11 月 3 日因病在北京去世，享年 81 岁。

1956 年 10 月，张修由国家公派到苏联列宁格勒工学院自动化与计算技术专业学习，是中国计算机事业初创时期较早参与计算技术工作的科学家。回国后，张修一直在中国科学院计算技术研究所从事计算机体系结构的设计和其他技术工作，曾领导大型计算机系统的研制。他是计算机体系结构专家，在计算机辅助设计方面有突出贡献。

他曾任中国计算机学会 (CCF) 第六届理事会常务理事、体系结构专业委员会主任，他是第一个在专业委员会倡导通过单位竞争产生专委会主任和挂靠单位的人。他担任 CCF 计算机名词审定工作委员会主任多年，在计算机术语标准化方面做了许多卓有成效的工作，在任期间，他主编了《英汉计算机辞典》。他还是我国最早的计算机刊物《计算机研究与发展》(CCF 会刊，更名前为《电子计算机动态》) 第二届编委会主任。他为 CCF 的发展作出了重要贡献。

由于他在计算技术方面的造诣和谦和的品格，他在计算机学术界享有崇高威望。

社会网络中复杂任务的群智协同众包

蒋巍川¹ 蒋玖川²

¹ 东南大学

² 南洋理工大学

关键词：群智协同众包 社会网络 复杂任务

引言

众包是一种新型的任务分配和执行模式，能把过去需要分配给特定个人完成的任务以自由自愿的形式外包给非特定的（而且通常是大型的）大众完成^[1]。众包能很好地利用人类的群集智能来完成计算机难以完成的任务，并且能以较低的成本获得更高的准确性。因而，众包也是一种新的群智协作模型。随着社会网络的发展，社会网络已成为重要的众包平台。众包中的工人们通常会通过社会网络进行互联和交流^[2]。社会网络平台还可以用于救灾等社会紧急情况^[3]，例如2010年海地大地震后，就有慈善组织通过Twitter、Facebook等社交网站招募志愿者。

当前社会网络中的众包任务越来越复杂，常见的有软件设计、Web开发等任务。如GitHub上的软件开发任务大部分都是复杂任务。相比于传统众包中只包含简单的操作、单个非专业型工人即可完成的微任务，这些复杂的任务由于需要多种技能并且耗时较长，通常需要多人协作才能完成^[4]。现在已经有很多关于复杂任务众包的相关研究，并且也出现许多直接面向复杂任务的众包平台，譬如Upwork、Freelancer、Crowdworkers等。

目前已有的关于复杂任务众包的学术研究主要集中在基于分解的方式（decomposition-based method）^[5]方面。在这种方式中，复杂任务被分解成许多简单的子任务，用 workflow 来约束它们之间的关系，让每个工人独立执行简单的子任务，然后再汇聚子

任务的结果。这种方式通常适用于面向微任务的众包平台或者非专业型工人。但这种方式也有问题，一是需要任务发布者具有良好的任务分解能力，而实际上很多任务发布者并不具备这种能力；二是工人之间是各自“单兵作战”，有时候所完成的子任务结果互不兼容，不能很好地融汇在一起。

针对上述情况，我们提出了一种新的社会网络中面向复杂任务的群智协同众包方式。在这种方式中，复杂任务不需要进行分解，而是直接分配给社会网络中的工人，让他们互相协作完成。这种方式能有效地利用社会网络中的工人们之间的协作和群集智能，更好地完成复杂任务。

传统的基于分解的复杂任务众包

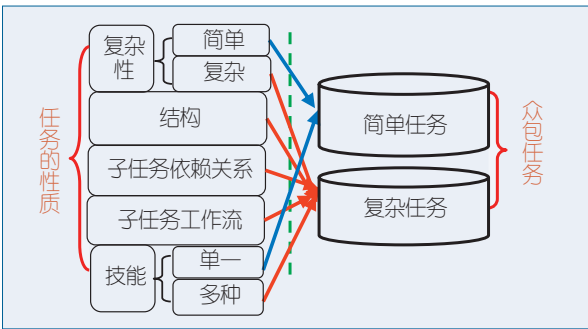


图1 众包任务的分类

任务复杂性是经济管理学领域的一个典型概念^[6]，通常有两种观点来对任务复杂性进行定义：结构性观点，主要从任务结构的角度来分析任务的

复杂性；资源（技能）观点，从任务所需的资源或技能来分析任务的复杂性。简单任务通常是单一的计算操作，所需的技能也比较单一；而复杂任务包括了多项计算操作，具有一定的结构，子任务之间具有依赖性和工作流，并且需要多项技能。图 1 表示了众包系统中简单任务和复杂任务的性质。

目前所采取的基于分解的复杂任务众包模式形式化如下：

假设有一个复杂任务 t ，该任务的预算为 b_t 。首先， t 被分解为 λ 个简单子任务： $t = \{t_m | 1 \leq m \leq \lambda\}$ 。然后，对于每一个简单子任务 t_m ，众包系统（或者任务发布者）将 t_m 冗余分配给多个工人独立完成（每个工人都具有独立完成 t_m 的技能），此时的约束条件就是所有承担子任务的工人的工资总和不能超过复杂任务 t 的预算 b_t 。假设 S_i 表示工人 w_i 所拥有的技能集合， S_{t_m} 表示简单子任务 t_m 所需要的技能集合， r_{w_i} 表示 w_i 的最低工资要求。那么基于分解的复杂任务众包模式中的分配过程可以用下述公式表示：

$$\begin{array}{l} \text{众包系统 (或任务发布者)} \\ \text{将任务 } t \text{ 分解为 workflow 约束的简单子任务集合:} \\ t = \{t_m | 1 \leq m \leq \lambda\}. \\ \forall t_m \in t: \text{将 } t_m \text{ 分配给:} \end{array} \quad \begin{array}{l} \text{工人} \\ \rightarrow W_{t_m} = \{w_i | S_{w_i} \supseteq S_{t_m}\} \\ \text{s.t. } \sum_{w_i \in W_{t_m}} \sum_{w_j \in W_{t_m}} \gamma_{w_i} \leq b_t \end{array}$$

分解复杂任务的关键要素通常包括以下方面^[7]：
(1) 任务结构，表示子任务之间的结构关系，常见的典型结构有：有向无环图、层次图、合同网、随机图等；(2) 依赖关系，表示子任务之间的依赖约束关系，譬如时间约束关系、执行约束关系、关键资源约束关系等；(3) 工作流，表示子任务之间的执行控制流，常见的工作流形式有串行、并行、选择、迭代等。

该方向的代表性工作有英国南安普顿大学 Long Tran-Thanh 等的研究^[5]。他们提出了一个众包算法 BudgetFix，可以优化每个阶段工作流的简单子任务的数量，并且能动态地对每个简单子任务分配预算。另外，他们研究了多工作流约束下的复杂任务众包，提出了众包算法 Budgeteer，能优化多重工作流中的简单子任务数量和预算。另外一个代表性的工作

是美国麻省理工学院 Bernstein 等的研究^[8]。他们基于 Mechanical Turk 平台提出了一个文字处理的众包界面，将每个文字处理复杂任务分解为三个阶段：find（工人判断任务中需要注意的补丁）、fix（其他工人对前一阶段发现的补丁进行修改）、verify（新的工人对上一阶段的补丁修改结果进行选择和质量控制）。

基于社会网络的复杂任务群智协同众包模型

传统的基于任务分解的复杂任务众包的性能主要依赖于任务分解的结果，而任务分解往往又依赖于众包系统的设计和任务发布者的能力。所以这种传统众包模型没有很好地利用工人们群集智能，而这恰好与众包最初的宗旨相违背。因此，我们应该把解决复杂任务的思路转向工人群众，利用工人群众的协作和智能来完成任务，提出一种新的面向复杂任务的群智协同众包模型。该模型能更好地利用工人之间的协作，也符合协同计算和群集智能的发展趋势。

当前，工人群众通常都会通过社会网络进行交流，譬如 QQ、微博、微信、Facebook 等。而一些网站上的工人群众，譬如在 GitHub 上，工人之间可以通过 following 关系建立社会网络。在一些众包网站上，譬如 www.guru.com、www.peopleperhour.com，人们可以用 Facebook 或者 LinkedIn 账号登录，使得网站可以访问到工人的社会网络关系。

利用社会网络的众包有如下优势：(1) 社会网络互联的工人之间更容易建立合作完成复杂任务；(2) 因为社会网络中包括了许多相关的兴趣组，所以在社会网络中更容易寻找到专业的和愿意提供帮助的工人；(3) 社会网络能加速众包任务的传播，从而能更快地寻找到合适的工人、加快任务的完成效率。

感知社会网络情境的可靠群智协同众包模型

针对传统复杂任务众包的两个典型缺点（需要

发布者具有优秀的任务分解能力和简单子任务保证任务执行的可靠性), 我们提出了一种新的感知社会网络情境的可靠群智协同众包方法。该方法的思路如下^[9]: 复杂任务不需要分解, 而是通过被分配的工人与他的社会网络情境中有交互关系的其他工人的协作完成, 从而使得任务发布者避免任务分解的难题, 吸引更多的任务发布者使用众包平台来完成大规模的复杂任务; 工人的信誉不仅仅是由自己执行任务的情况来决定, 还受到社会网络情境中其他工人的信誉的影响, 因此可以有效地避免一些工人的临时性或者恶意性所带来的信誉不可靠的问题。

一个工人被分配任务的概率(众包价值), 最初取决于三个因素: 该工人所拥有的技能与复杂任务所需技能的匹配程度、信誉值、所要求的工资。考虑到工人需要跟社会网络情境中其他工人进行协作完成任务, 因此一个工人被分配任务的概率不但与他本身的这三个因素有关系, 还与周围情境的其他工人的这三个因素及交互距离有关系。因此, 感知社会网络情境的工人的众包价值(即被分配复杂任务的概率)可以形式化定义如下:

$$Cv_i(t) = \beta_1 \cdot v_i(t) + \beta_2 \cdot \sum_{w_j \in (W - \{w_i\})} \frac{v_j(t)}{d_{ij}}$$

其中 $Cv_i(t)$ 表示工人 w_i 对复杂任务 t 的情境众包价值, $v_i(t)$ 和 $v_j(t)$ 分别表示工人 w_i 和 w_j 对复杂任务 t 的初始众包价值, d_{ij} 表示 w_i 和 w_j 在社会网络中的交互距离; W 表示社会网络中的工人团体; β_1 和 β_2 是两个参数, 用来表示工人本身和网络情境的相对重要性。

当拥有最高情境众包价值的工人被分配了复杂任务后, 该工人可能并不能完全独立地完成该任务。因此, 该工人就会与社会网络周围情境的其他工人进行协作。按照社会网络中交互的基本原则, 每个人都会倾向于同周围的有直接社会网络关系的人交往。因此, 我们设计了一个基于图论的宽度优先遍历的协商过程, 如图2所示。每个工人首先寻找周围邻居进行协作; 如果没有找到足够的协作伙伴, 再寻找邻居的邻居进行协作。通过这种方式, 工人可以在社会网络中找到协作伙伴, 同时也能有效地

降低协作的通信耗费。

面向社会网络中群组的群智协同众包模型

在社会网络中, 人们经常会根据社会关系组成各种群组^[10]。譬如, 工人团体由于性别、单位、研究兴趣或者其他共同爱好而组成群组。我们对著名的众包网站 Upwork 上的工人进行了分析。该网站上的工人有两种: 独立的工人(independent freelancers)和成组的工人(agency freelancers)。我们随机收集了 9018 个工人的信息, 发现其中有 4018 个工人至少属于某一个群组(见图3(a))。另外, 我们从众包网站 Mturkforum 上收集了 2166 个工人以及他们之间的朋友关系, 可以看出, 他们之间的社会

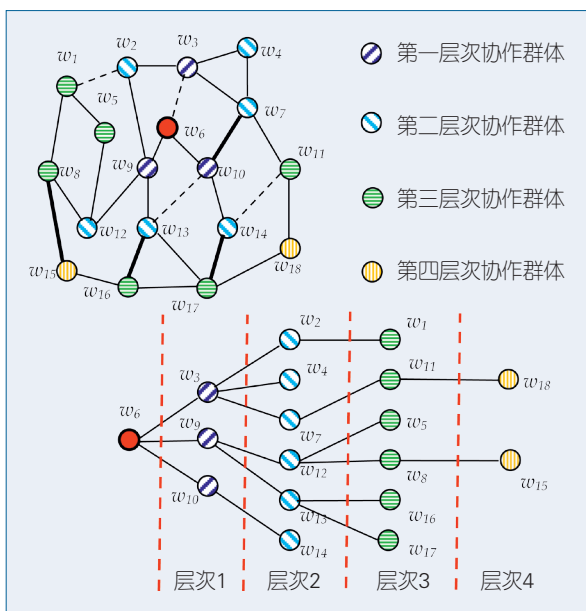


图2 基于社会网络情境的协作过程

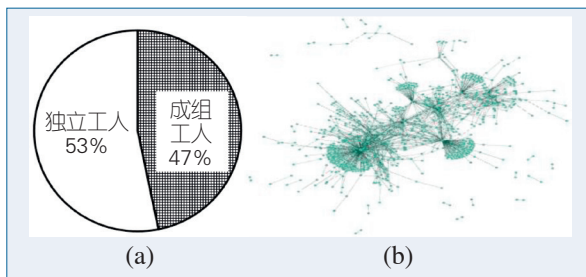


图3 Upwork与Mturkforum网站的群组情况统计

网络呈现出明显的社团结构（见图 3(b)）。在著名开源社区网站 GitHub 上，我们也发现从 2016 年 1 月 1 日到 6 月 30 日就有 226449 个群组注册。

因此，我们提出了一种面向社会网络中群组的复杂任务众包模型。在该模型中，任务分配的对象不是传统的工人个体，而是工人群组。也就是说，众包系统把复杂任务分配给社会网络中的某个工人群组。这种众包模型的优点是：同一个群组里的工人通常具有共同的特征并且有丰富的协作经验，因此他们更能有效地协作完成复杂任务；社会网络中自然的群组可以承担不同的任务，因此相对于那些为了某个任务而特定形成的群组更能节省成本

工人群组的初始众包价值由如下因素决定：(1) 该群组中所有工人所拥有的技能与复杂任务所需技能的匹配程度；(2) 该群组中所有工人的信誉值；(3) 该群组中所有工人所要求的工资；(4) 该群组中的网络结构与协作通信距离。

由于一个群组不一定能完全独立地完成分配的复杂任务，有时候也需要同社会网络中其他群组进行协作。因此一个群组被分配任务的概率不但与该群组本身的上述四个因素有关系，还与社会网络中其他有协作关系的群组、群组之间的通信距离有关系。因此，感知社会网络情境的每个工人群组的众包价值（即被分配复杂任务的概率）可以形式化定义如下：

$$Cv_{G_i}(t) = \beta_1 \cdot v_{G_i}(t) + \beta_2 \cdot \sum_{\forall G_j \in (G - \{G_i\})} \frac{v_{G_j}(t)}{d_{G_i, G_j}}$$

其中 $Cv_{G_i}(t)$ 表示群组 G_i 对复杂任务 t 的情境众包价值， $v_{G_i}(t)$ 和 $v_{G_j}(t)$ 分别表示群组 G_i 和 G_j 对复杂任务 t 的初始众包价值， d_{G_i, G_j} 表示 G_i 和 G_j 在社会网络中的交互距离； G 表示社会网络中的所有群组； β_1 和 β_2 是两个参数，用来表示群组本身和网络情境的相对重要性。

当某个群组被分配了任务以后，就需要从该群组中挑选真正执行任务的工人。这种挑选通常根据群组中每个工人的众包价值（包括初始众包价值、协作群组中其他工人完成任务的众包价值），按照从高到低的原则来逐步选择。挑选过程如图 4 所示。首先挑选众包价值最高的工人作为主要负责人，然

后再逐步挑选其他的协作工人，一直到挑选的工人能满足任务执行的需求。

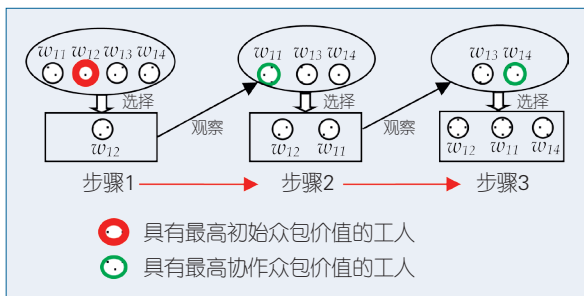


图4 群组中挑选实际执行任务的工人的过程

通过对 GitHub 上的数据进行分析，这种面向社会网络中群组的众包模型均能获得很好的执行众包任务的协同性能、一致性和可适应性，并且能有效地降低工人之间的冲突。

面向批量任务的分布式团队形成机制

团队形成 (team formation) 是目前针对复杂任务的一种新的协同众包模式。通过这种方法，拥有不同技能的工人被任务发布者雇佣而组成一个团队来协作完成一个复杂任务^[11]。已有的基于团队形成的众包研究通常有如下两个特点：(1) **面向单个特定任务**，即每当有复杂任务发布的时候都需要完全重新开始建立一个新的团队，因此这种方法会产生很高的计算耗费并且不能适应大规模复杂任务的情况；(2) **任务发布者中心控制**，即团队形成通常是由任务发布者（或者众包平台）中心控制的，因此会给任务发布者带来沉重的计算负担。虽然目前也有少量的自组织的团队形成研究^[12]，但是任务发布者还是需要承担大量的工作，譬如初始候选工人的雇佣和训练等。

而如前所述，目前的工人团体通常都会通过社会网络进行交流和协作。因此我们提出了一种让工人在社会网络中自主与其他工人进行协商的分布式团队形成机制。

另外，我们分析了一些著名的众包网站上的大量数据，发现它们通常有两个性质：

1. 同种类的任务很多是相似的。假设有 n 个

任务,我们可以使用 S_{t_x} 表示任务 t_x 所需要的技能集合。那么这 n 个任务的相似度可以表示为:

$$Sim = \left(\sum_{x=1}^n |S_{t_x}| \right) / \left(\left| \bigcup_{x=1}^n S_{t_x} \right| \right)$$

我们从众包网站 Upwork 上随机搜集了 4950 个任务,计算出它们的相似度,如图 5 所示。可以看出相同种类内部的任务都具有较高的相似度。我们还随机搜集了另外一个著名众包网站 Freelancer 上的软件开发任务,发现它们的相似度达到了 31.97。因此,我们提出了一种新的批量众包思路:这些高度相似的任务可以组成一个批次,然后分配给相同的工人群体,这样会大量地降低分配成本;相同的工人在执行相似的任务时,这些相似任务的执行中间结果可以互相利用,从而降低执行任务的成本。

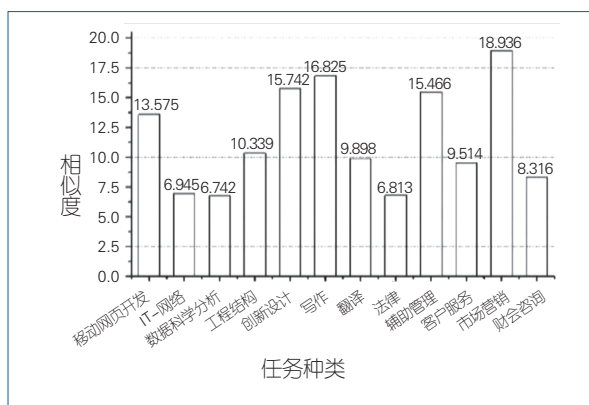


图5 众包网站Upwork上不同任务种类的相似度

2. 工人们承担的任务数量都非常少。我们从 Upwork 和 Freelancer 网站上分别随机搜集了 1352 个和 578 个工人数据,然后计算这些工人在同时间段承担任务的数量所占的时间百分比,如图 6 所示。其中 C 表示工人同时间段承担的任务数量,百分比表示工人承担不同数量的任务占它在网站上登陆时间的百分比。从中可以看出,Upwork 和 Freelancer 上分别有 61.58% 和 80.16% 的工人同时承担的任务数量不超过一个。因此,我们提出:由于每个工人实际承担的任务数量很少,所以可以考虑把更多的任务同时分配给相同的工人,从而更加

充分地利用工人的技能和时间。

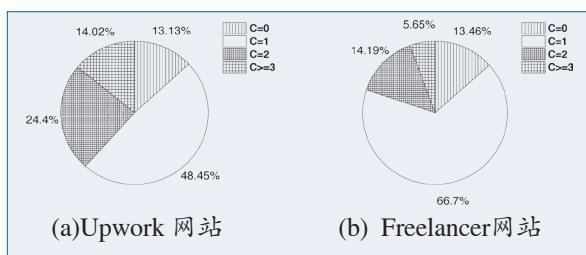


图6 众包网站Upwork和Freelancer上工人同时间段承担任务的数量

针对上述情况和思路,我们研究了面向批量任务的分布式团队形成机制。其中包括两种模型,一种是针对一批复杂任务形成一个固定的团队,这个固定的团队执行该批中的所有任务;另一种是先组成一个基础团队,然后根据该批中的不同任务对基础团队进行动态调整。相比而言,固定团队方法的计算复杂度更低,而动态团队方法更能有效地降低任务发布者需要支付的佣金。

在面向批量任务的分布式团队形成机制中,首先由任务发布者挑选一个最有可能满足批量复杂任务优化目标(既具有最高团队形成众包价值)的工人作为团队形成的发起者,然后他从其社会网络中的交互对象中寻找其他合作者组成新的团队。新的团队成员将会继续寻找他们的交互对象构成新的团队。在每一个新团队成员的招募中都需要考虑到系统的优化目标;而新的团队成员的招募都是由已有团队成员自主进行。该过程将会一直持续到团队成员能满足批量复杂任务中所有任务的需求为止。

通过在 Upwork 网站的数据上进行的实验分析,我们所提出的方法比传统的相关方法能更有效地节约任务发布者需要支付的佣金,降低团队形成的耗费和团队成员之间的通信代价,另外还能获得更高的任务成功率和对任务数量的可扩展性。

与AGENT方法结合的未来研究方向

社会网络中的复杂任务众包需要工人们之间的

协作。而 Agent 方法早已被公认为是一种能有效地建模分析自治多主体系统之间的协作的工具。因此,我们认为未来可以基于多 Agent 技术研究社会网络中的群智协同众包,特别是可以用来解决社会网络中复杂任务众包的大规模动态性和不可靠性所带来的系列问题。通过多 Agent 技术,一方面可以直接应用到社会网络群智协同众包中解决具体的协作问题,另外一方面也可以从多 Agent 研究中获得灵感,提出新的社会网络群智协同众包研究思路。未来研究中可考虑以下思路:

1. 采用多 Agent 技术中的约束满足协作和任务协作技术来解决大规模相似众包任务中的关联性问题的。采取多 Agent 中的自适应和强化学习机制来研究动态复杂任务众包的动态性和不可靠性问题。

2. 研究开发众包自治 Agent 软件协助任务发布者完成复杂任务众包的相关事务。基于 Agent 中的跨组织跨平台协作模型来解决不同众包平台之间的协作问题。基于 Agent 的组件技术和动态组织方法来研究开发自适应的可扩展的众包平台。

3. 基于 Agent 协作与群集智能技术来研究大规模工人之间的群集智能、自组织、机制设计策略等。■



蒋巍川

CCF 高级会员。东南大学教授、博士生导师。主要研究方向为多 Agent 系统与群集智能、社会网络、群智众包、社会计算。
yjjiang@seu.edu.cn



蒋玖川

CCF 专业会员。新加坡南洋理工大学博士生、研究助理 (Research Associate)。主要研究方向为群智众包、多 Agent 系统、社会网络。
jjjiangG008@e.ntu.edu.sg

参考文献

- [1] Howe J. The Rise of Crowdsourcing[J]. *Wired Magazine*, 2006, 14(6): 1-4.
- [2] Yin M, Gray M L. The Communication Network within the Crowd[C]//*Proceedings of the 25th International World Wide Web Conference (WWW-16)*.2016: 1293-1303.
- [3] Gao H, Barbier G, Goolsby R. Harnessing the Crowdsourcing Power of Social Media for Disaster Relief[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2011, 26(3): 10-14.
- [4] Luz N, Silva N, Novais P. A Survey of Task-Oriented Crowdsourcing[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2015, 44(2).
- [5] Tran-Thanh L, Huynh T D, Rosenfeld A, et al. Crowdsourcing Complex Workflows under Budget Constraints[C]//*Proceedings of the 29th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-15)*. 2015: 1298-1304.
- [6] Liu P, Li Z. Task Complexity: A Review and Conceptualization Framework[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2012, 42: 553-568.
- [7] Jiang J, An B, Jiang Y, et al. Understanding Crowdsourcing Systems from a Multiagent Perspective and Approach[J]. *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems*, 2018, 13(2): Article 8.
- [8] Bernstein M S, Little G, Miller R C, et al. Solynt: A Word Processor with a Crowd Inside[J]. *Communications of the ACM*, 2015, 58(8): 313-322.
- [9] Jiang J, An B, Jiang Y, et al. Context-aware Reliable Crowdsourcing in Social Networks[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 10.1109/TSMC.2017.2777447, in press.
- [10] Wang C, Cao L, Chi C. Formalization and Verification of Group Behavior Interactions[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2015: 45(8): 1109-1124.
- [11] Pan Z, Yu H, Miao C, et al. Efficient Collaborative Crowdsourcing[C]//*Proceedings of the 30th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-16)*. 2016: 4248-4249.
- [12] Lykourantzou I, Kraut R E, Wang S, et al. Team Dating: A Self-Organized Team Formation Strategy for Collaborative Crowdsourcing[C]//*Proceedings of the 2016 ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI-16)*. ACM, 2016: 1243-1249.