

第 1 章

绪 论

1.1 智能体 agent 与多 agent 系统

随着计算机科学的飞速发展,人工智能技术不断地完善与突破,而基于智能体(agent)相关的理论研究作为其中的一个基础方向也逐渐成为研究焦点。agent 代表智能计算实体,通常认为 agent 具有主动性、社会性、反应性和自主性^[1-2]。agent 持有某些资源或具有某种能力,并且具有自主性、主动性等特点,具体包括对环境变化的感知并做出相应反馈来实现目标。

然而,在复杂的应用场景中,单独一个 agent 往往无法独立地完成指定任务,需要与其他 agent 展开合作,共同组建成多智能体系统(multi-agent system, MAS)。在 MAS 中,agent 之间可以通过相互通信、协同合作等方式,自发地组织在一起,并在各自优势的领域内为团队贡献相应的核心能力,以实现优势互补和资源共享,这样的协作形式称为联盟^[2]。

近年来,联盟博弈(coalitional games)一直是 MAS 和人工智能领域的一个非常重要和活跃的方向^[2-5]。究其原因,联盟提供了一种灵活的协作方式,能够让一些独立的 agent 为了实现某一特定的目标而自发地组织在一起,在一定时间内结成一个协作团队,这些 agent 在各自的优势领域为协作团队贡献自己的核心能力,相互联合起来实现优势互补和资源共享,从而能够更加智慧、灵活和高效地完成目标。

在联盟博弈相关问题中,联盟形成是联盟一切活动的基础,如何形成一个稳定均衡的联盟,使联盟朝着稳定的方向发展,是 MAS 和人工智能领域中的热点课题,正被国内外的众多学者所关注和研究^[6-9],且其应用已涉及国民经济众多领域,如基于 Web 服务的电子商务^[10-11]、无线网络^[9,12]、多机器人协作^[13-14]、多媒体传输^[15]、信息安全^[16-17]等。

在面向任务的领域中,agent 联盟是多 agent 之间一个重要的合作方式,主要研究 agent 选择加入哪一个联盟,以及如何生成面向任务的最优 agent 联盟^[18]。

设 agent 集合 $N = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$, $\forall A_i \in N$ 具有能力向量 $\mathbf{B}_A^i = \{b_1^i, b_2^i, \dots, b_r^i\}$, 其中 $b_j^i \geq 0 (1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq r)$, 表示 A_i 所具有的完成目标的能力大小。任务集合 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$, $\forall t_k \in T$ 具有能力需求 $D_t^k = \{d_1^k, d_2^k, \dots, d_r^k\}$, $d_j^k \geq 0 (1 \leq k \leq m, 1 \leq j \leq r)$ 。

当完成任务 t_i 时会得到相应的效用 $p(t_j)$ 。定义联盟 $C \subset N$, C 具有能力向量 $\mathbf{B}_C = \{b_1^C, b_2^C, \dots, b_r^C\}$, \mathbf{B}_C 表示的是 C 中所有 agent 能力向量之和, 即 $\mathbf{B}_C = \sum_{A_i \in C} \mathbf{B}_A^i$ 。而联盟 C 可以完成任务 t_k 的必要条件是 $\forall j \in (1, r), d_j^k \leq b_j^C$ 。若 $\exists j \in (1, r)$, 使得 $d_j^k < b_j^C$, 则 C 对于 t_k 存在一部分剩余能力转移出去后刚好能完成 t_k 。

与此同时, 每个联盟 C 的值都用一个特征函数 $V(C)$ 来描述。模型规定 $V(C) \geq 0, V(C) = P(t_j) - F(C) - C(C)$ 。其中, $P(t_j)$ 指完成任务 t_j 获得的效用; $F(C)$ 指联盟成员能力折合的总成本; $C(C)$ 指联盟在解决任务 t_j 过程中所耗费的成本, 具体包括通信开销。如果联盟 C 不满足上述必要条件, 则 $V(C)$ 为正数。联盟形成 (coalition formation) 是指如何生成联盟从而使得联盟的效用总和 $V_{\text{MAS}} = \sum_{i=1}^m V(C_i^*)$ 最大。

传统的联盟博弈问题大都集中于联盟结构生成, 要求每个 agent 在任意时刻只能参与一个联盟, 如 Wooldridge^[2,19]、Jennings^[20]、石纯一^[21]、胡山立^[22-23], 以及童向荣^[24] 等对联盟结构生成问题提出了一些代表性的见解。然而, 将一个 agent 局限于一个联盟中, 即非重叠联盟 (disjoint coalition), 很难发挥 agent 参与目标求解的积极性, 且往往存在巨大的资源浪费, 会造成资源利用率不高和系统的不稳定。因此, 为了实现一个 agent 可以同时加入多个联盟, 目前研究的热点集中在确定性环境下的重叠联盟博弈 (overlapping coalition games, OCGs) 和资源结盟博弈 (coalitional resource games, CRGs), 以及不确定环境下的技能联盟博弈 (coalitional skill games, CSGs)。

1.2 重叠联盟博弈

由于一些复杂系统本身的计算资源有限, 将一个 agent 局限于一个联盟中, 很难发挥 agent 参与任务求解的积极性, 且往往存在巨大的资源浪费, 会造成资源利用率不高和系统不稳定, 而且对于某些资源较多的 agent, 完全可以同时参与多个任务的求解以谋求更多的利益。假设 agent 代表虚拟企业, 为了获取丰厚的商业利润, 它和其他的合作伙伴组成多种商业联盟并承担了多个项目, 这时它就需要把它的资源同时分配给不同的项目 (对应不同的联盟)。同样, 这种“重叠”性在电力传输、无线网络、资源调度与分配中也是很自然和普遍的。因此, 考虑重叠联盟

(overlapping coalition)^[25-26],即允许一个 agent 把自己的资源同时分给多个不同的联盟,力所能及地求解多个不同的任务,这更符合现实世界的实际情况,更有利于增强单个 agent 求解任务的能力,实现资源重组和优势互补,从而提高整个系统的资源利用率和任务求解效率^[27-28]。

Shehory 和 Kraus 于 1998 年提出了重叠联盟形成(overlapping coalition formation, OCF)^[29]。在 OCF 中,允许每个 agent 参与多个联盟,允许 agent 参与多个任务的完成,以最大限度地利用本身拥有的资源,来完成更多的目标,因为 agent 可以参与多个任务,极大提高了 agent 的资源利用率,此模型一经提出便受到广大研究者的关注。当然此模型在带来更大资源利用率的同时也带来了一些其他的问题,由于 agent 可以参与很多联盟完成很多任务,从而也导致了 agent 贡献资源时的资源冲突,一个 agent 的资源到底分配给哪些目标? 每个目标分配多少量的资源? 多个目标会竞争一个 agent 的资源,当 agent 拥有的资源不足以满足多个目标时,会导致联盟失败从而死锁。虽然 OCF 的提出有利于提高 agent 资源利用率,但是其带来的资源冲突和联盟死锁等问题,一时间让众多学者束手无策,此后近十年时间,这方面的研究为零。直到 2006 年, Dang 等^[30]将重叠联盟应用于现实问题,他们将重叠联盟模型应用到传感器网络的多目标跟踪问题,发现相比于非重叠联盟,重叠联盟在传感器网络中拥有绝对优势,从此,关于 OCF 的研究逐渐增多起来。

OCF 在很多方面应用广泛,例如在无线网络^[31-33]、应急物资分配^[34-37]、虚拟企业^[38]等领域可以提供很好的资源分配策略。目前大多数研究大都集中在 OCF 很多方面的计算复杂度分析以及设计联盟形成算法等,这些算法大都基于演化计算的方法。文献[39]用二维二进制编码表示重叠联盟结构,运用二进制粒子群算法优化二维编码,将参与联盟的 agent 贡献资源之后剩余的资源总和在一起形成一个虚拟联盟,让这个虚拟联盟去参与其他完不成任务的联盟,节省了计算成本,但却使联盟的收益降低。文献[40]也是采用二维二进制编码,但运用的是连续的粒子群算法来进行优化,将剩余资源平摊在未参与联盟的 agent 上,让 agent 参与其他任务的竞争,这种算法虽然也可以在一定程度上提高联盟结构的社会效益,但是原来的解被改变,所以解不稳定。文献[41]将编码方式扩充到三维,运用差分进化算法,设计修正策略解决资源冲突,因为编码扩充到三维,算法也更复杂,所以计算复杂度较大,时间开销也大。虽然以上这些算法都能找到一些可行解,但是由于都是基于演化计算优化算法来设计的,优化算法只能随着迭代次数的增加结果趋近于收敛,但是不能保证所找到的解一定是最优解,只能说是近似最优解,虽然找到的解不是最优解,但是仍然为 OCF 的发展助力很多。因为基于演化计算的算法找到的解不一定是最优解,学者们继续对 OCF 进行探讨,文献[42]提出了一种混合动态规划算法(dynamic programming and greedy, DPG),基于动态规划和贪婪算法求解阈值任务博弈(threshold task games, TTGs)^[43]中的重叠联盟结构生成

问题。虽然找到的解是最优解,但是也有一定的弊端,他们忽略了 agent 贡献资源也会有成本消耗的问题,只是比较简单地在 agent 和任务分别有资源权重的情况下选出最优的任务集,随后按照贪婪算法对任务集进行划分,联盟结构无论怎么划分,联盟结构值都是相同的,因此联盟结构之间的差异没有办法区分。文献[44]考虑智能体的资源具有成本代价,基于动态规划求解总成本最小的 OCS。文献[45]将智能体的个数作为任务完成标志,应用动态规划求最大社会效益。

1.3 资源结盟博弈

Wooldridge 等于 2006 年提出了资源联盟博弈 (coalitional resource games, CRGs) 模型^[46], 具体是指 agent 为了实现相互满意的目标致力于提供一种自然的合作方式来共享有限的资源的一种非竞争博弈, 以同盟、合作的方式进行博弈, 以期获得更大的利益。CRGs 模型中的每个 agent 都拥有一定量的资源, 而每个任务都有一个资源需求集合, agent 之间可以通过组成联盟的方式完成任务。在 CRGs 模型中, 侧重于在目标和资源的双重约束下求解联盟, 每个 agent 都拥有一个自己感兴趣的任务集合, 而每个任务的完成需要各自的不同的资源, 只有当联盟中所拥有的资源量满足联盟任务集合中的所有任务的资源需求, 并且联盟任务集合可以被联盟中的 agent 满足时, 这个联盟才被认为是成功的。CRGs 模型固然简单, 然而在求解相关问题的过程中却显得非常困难。

Wooldridge 等^[46]对计算复杂度进行了深入研究, 结果证明在此模型中与联盟有关的问题大都是 NP 完全的。在求解 CRGs 有关的问题时, Dunne 等^[47]证明了随着系统中任务数的增加, 计算时间也会呈指数增加, 并且联盟结构稳定性的检验判别也与 agent 数量和资源种类呈多项式时间关系。Cechlárová 等^[48]提出在资源数量有限的情况下的联盟逻辑, 在此状况下, 分析了可判断性与不可判断性的边界, 并且推导了 CRGs 的一些属性。

在求解 CRGs 方面, 研究不只在于理论分析, 还集中在几个基本问题的解决上。例如, Dunne 等^[47]探究了联盟结构的稳定性, 设计出一种谈判协议, 这种协议基于讨价还价的公平联盟结构, 基于网络最大流来判断联盟是否稳定。Shrot 等^[49]提出了基于穷举算法来验证所给联盟是不是最大成功联盟 (maximal successful coalition, MAXSC), 将此算法分为两个阶段。但是, 这些研究只能对给出的联盟进行检查和评估, 没有对联盟空间进行搜索从而找到满足要求的联盟。由之前的分析工作可知, 没有任何算法可以找到最优解, 因为想要找到最优解必须遍历所有的解空间, 问题本身的计算复杂度会使解的空间异常庞大, 因此 Dunne 等^[47]在研究中也并没有进行实验。Zhang 等^[50-51]认为找到规模最大的 MAXSC (Largest_MAXSC) 可以提供很多的信息, 在一定规模下, 搜索到了 Largest_MAXSC, 那么其他规模比 Largest_MAXSC 还大的联盟将直接不用再搜索, 因为

此联盟一定不成功,因此节省了很多资源,减少了通信开销,提高了工作效率,为判断联盟是否成功提供了界限参考。

1.4 技能结盟博弈

联盟结构生成、重叠联盟博弈和资源结盟博弈均局限于确定性环境,即假设潜在联盟的值可以确定性地计算,这意味着需要预先给出每个 agent 拥有的能力或资源的定量描述。然而,在许多重要的不确定性现实场景中,每个 agent 具有一组很难量化的技能,只能定性地表示其能力,每个 agent 根本不知道也不在乎它的每个技能到底有多强。

基于上述想法,Bachrach 和 Rosenschein 提出了技能联盟博弈(coalitional skill games,CSGs)^[52-53],在 CSGs 中,每个 agent 都被赋予了一组技能,每个任务都需要一组技能才能完成,技能不能定量表示,只能定性表示。一个联盟只有在联盟成员拥有完成任务所需技能的情况下才能满足任务,而联盟的收益仅取决于它能够完成的任务子集。

毫无疑问,CSGs 是一个非常简单的模型。然而,CSGs 非常具有表现力,可以模拟许多现实世界的场景。例如,在能量受限的无线传感器网络中,每个传感器节点都没有其他节点的能量信息,节点间形成联盟来共同解决任务,以平衡节点间的能量消耗和增加整个网络的寿命,这是非常明智的选择。另一个例子是基于 agent 的 Web 服务和虚拟组织^[54-58],在这些领域,智能 agent 形成联盟以尽快应对市场机遇,其中只需考虑哪些供应商能够提供哪些需求的服务,即使它们也不知道这些供应商提供的服务到底有多强^[59]。此外,这种不确定性在无线通信^[60]、自主机器人系统^[61]和电力市场^[62]中也是很自然和常见的。

Bachrach 和 Rosenschein 研究了在 CSGs 中几个问题的计算复杂性,例如计算核,判断核是否为空,以及计算 Shapley 值等^[53]。Gonzalez 和 Grabisch^[63]使用一般解法,即在群体而非个人之间分配博弈的总价值;Dragan^[64]寻找一种新的博弈,而对于这种博弈,原博弈的半值是联盟有理的。

然而,CSGs 中的一个核心问题——联盟结构生成问题(coalition structure generation problem,CSGP)却极具挑战性,至今仍未能得到很好地解决。究其原因,CSGP 是一个 NP 完全问题^[53]。

Liu 等^[65]基于二维二进制编码设计了随机搜索算法和相应的启发式个体修理算法来解决技能结盟博弈中的联盟结构生成问题,算法可以在较短时间内找到与已有方法相同的近似最优解。Aziz 和 DeKeijzer^[66]证明了存在一种多项式时间算法,该算法可以计算具有固定技能数量的 CSGs 的最优分区。Tran-Thanh 等^[67]假设技能与任务之间的依赖关系是一种二元关系,提出了一种新的联合技能向量模型,每个 agent 都有一个技能向量,该技能向量反映其不同技能水平的值,

并且每个任务都有一个实现该任务所需的最低技能水平要求。

Bachach 等^[68]在超图理论的基础上提出了一种基于树分解的固定参数可解算法(fixed parameter tractable algorithm, FPTA)用以求解 CSGP, FPTA 算法与 agent 数和技能数呈多项式关系,但却与任务数和技能超图的树宽呈指数关系。FPTA 算法的主要思想如下:首先,基于超图来描述 CSGs 中相应的技能图;其次,对技能超图进行树分解;最后,给树中的 agent 着色并输出相应的联盟结构,其中相同颜色的 agent 形成一个联盟。可以看出, FPTA 算法极其复杂,需要消耗大量的计算时间,尤其是在大规模 agent、技能和任务的情况下。此外, FPTA 算法在实际中并不总是有效。原因是 FPTA 算法通过回溯法为树节点进行着色,这是一种典型的贪心策略,而这种贪心策略只根据历史的信息做出选择,并且它一旦做出选择,不管未来的结果是什么这个选择都不能改变。因此, FPTA 算法一般不会得到全局最优解,但是通常能得到近似最优解。还有一点需要注意的是, FPTA 算法的性能只停留在理论层面,还没有经过任何模拟数值进行经验验证^[68]。

Nguyen^[69]将 CSGs 中的 CSGP 转换为一个完全 Set packing 问题,并使用 CPLEX 工具箱来搜索加权 CSGs 中的最优联盟结构。为了实现快速求解, Nguyen^[59]提出了一种快速近似算法(fast approximation algorithm, FAA),通过降低 CSGP 的维度将其转换为一个整数规划问题。除此之外, Nguyen^[69]还在 FAA 中使用松弛策略来进一步简化 CSGP 的求解。实验结果表明, FAA 能发现近似最优解。然而, Nguyen^[69]仅从不同的 agent 数方面对 CSGP 进行了数值试验,而没有评估 FAA 在不同的任务数和技能数情形下的性能表现。

众所周知,联盟的总数与 agent 的数量呈指数关系^[70]。因此,随着搜索空间复杂度的增加, FPTA 和 FAA 等方法的计算成本呈指数增加,从而使得解的搜索变得不切实际。解决这些问题的另一个途径就是基于某些搜索技术在合理的时间内找到一个次优解,而且在一些情况下,甚至可能会发现这些问题的最优解。

1.5 面向自然灾害的智慧应急

1.5.1 智慧应急

特大自然灾害的发生不仅严重威胁着人民的生命安全,还会破坏公路、桥梁、隧道等交通设施,致使运输系统大面积瘫痪。救援队的正常通行也因此受到了阻碍,无法在第一时间赶到受灾点对群众进行救治与转移、配发应急物资,最终对社会稳定和政府公信力造成恶劣影响。尽快连通受灾点,恢复运输系统正常工作,是开展应急救援的前提与关键。随着近年来全球重大自然灾害频率的上升,各国也开始注重对灾后路网修复与工程队调度问题的研究。这类研究旨在在时间紧迫和人力资源有限的情况下,制定可行的抢修队调度方案与行进路线,判断有哪些受损路段需要被修复并确立相应的优先级,使得灾后响应中的抢修效率与社会效益最

大化。

考虑到大多数自然灾害往往具有突发性、不确定性、连锁性等特点,管理者不能局限于利用传统的方式与经验来对意外事态进行研判,还需要结合信息化技术来迅速做出符合当前情景的有效决策。国家在《应急管理信息化发展战略规划框架(2018—2022年)》中反复强调:要运用云计算、大数据、物联网等新兴技术,促进建设系统化、扁平化、智能化的中国现代应急管理体系,全面提升监测预警风险、智能辅助决策、实战抢险救援等系列抗灾能力和水平。

应急救援响应是指事故灾害发生后,应急管理部门、组织机构、指挥系统和抢险队伍所做出的反应。主要遵循以下原则:

(1) 以人为本的思想

应急救援工作的核心是保护人民生命财产安全,因此必须始终以人为本。这意味着在灾害发生后,应急管理部门和救援机构要将最大限度的关注和照顾放在受灾群众身上,确保他们的生命安全和基本生活需求。在救援过程中,要充分考虑不同群体的特殊需求,包括儿童、老人、残障人士等,制定相应的救援方案和措施,最大限度减少人员伤亡和财产损失。

(2) 快速原则

在灾害救援中,时间就是生命。快速响应可以最大限度减少灾害损失,因此必须以最快的速度启动救援行动,将救援力量迅速投入受灾地区。这需要建立快速的通信机制和调度指挥系统,确保快速打通受损路网并及时对需求点进行救援,尽快帮助受灾群众脱离危险区域,提供紧急救助和医疗服务。

(3) 指挥顺畅

救援行动需要有一套高效的指挥系统,以确保各个救援单位之间的协调配合和资源有效利用。指挥顺畅意味着在救援过程中,指挥部门要能够及时准确地了解灾情和救援力量的分布情况,做出科学合理的指挥决策,确保救援行动有条不紊地进行,最大限度提高救援效率。

(4) 科学施救

救援行动必须建立在科学的基础上,充分考虑灾害的特点和受灾群众的实际需求,采取科学的救援方法和技术手段,确保救援行动能够取得最好的效果。这包括对灾害现场的科学评估和分析,合理安排救援力量和物资投放,采取科学的医疗救护措施,以及灾后重建的科学规划等方面。

1.5.2 应急物资调度

1.5.2.1 应急物资调度的目标

近年来,全球各地灾害频发,给当地人民带来巨大的痛苦,对经济也造成惨重的打击。由于我国疆土辽阔,地理地貌形态不一,山地、高原面积广大,气候多种多样,突发灾害发生也相对比较频繁,这也对国家的灾后应急调度能力带来了不小的

考验与挑战。

当特大自然灾害(如地震、洪水等)发生后,把多个储备点的救灾物资整合在一起,快速有效地组成一个协作团队来响应各需求点的救灾物资需求,如图 1.1 所示,这样的协作团队称为“灾害应急响应联盟”(disaster emergency response coalition,DERC)。

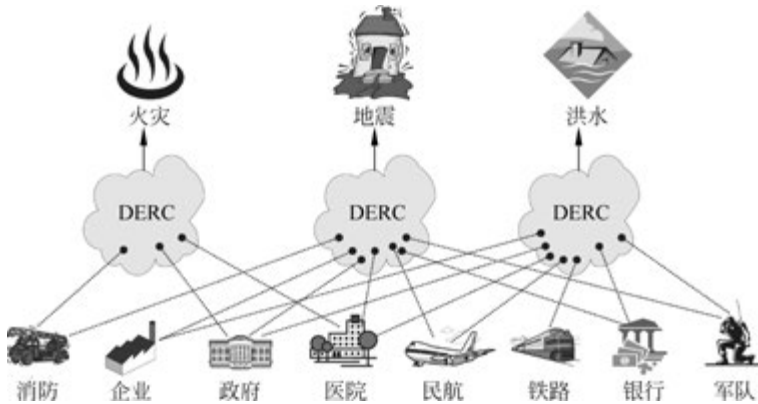


图 1.1 灾害应急响应联盟

如图 1.1 所示,DERC 是在特大自然灾害发生后,各救灾物资储备点为迅速响应应急救援而快速结成的动态协作联盟。联盟中的这些储备点通常称为“合作伙伴”,每个合作伙伴在各自的优势领域(如物资供给、医疗服务、救助设备等)为协作应急救援贡献自己的核心力量,以联盟方式相互合作实现优势互补和资源共享。

应急物资调度问题主要涉及应急物资分配与应急路径选择两方面。应急物资分配是应急管理的关键环节,主要研究如何在灾害发生时迅速有效地利用智能决策理论和计算机辅助工具,选择一套最佳的应急资源分配方案,使分散的所需资源尽快到达应急地点,以使应急活动得以尽快进行,从而最大限度地减少突发性灾害带来的经济损失和人员伤亡。应急路径选择旨在在储备点与受灾点之间选择一条路径,通常使得该路径通行耗费时间最小、路径的通畅率最高、路径的安全等级最高等。应急物资调度集成了应急物资分配与应急路径选择,旨在给出储备点向受灾点提供的救援物资量和救援车辆的路线安排,是一个典型的多目标问题。

1.5.2.2 应急物资调度的研究现状

早期研究关注的是不同的目标函数和将物资进行合理的分类对减轻伤亡的影响。例如, Lin 和 Batta 等^[71]提出了多目标线性规划模型并考虑了多物品、多车辆、多时间段、软时间窗口和分批交付策略等情况; Huang 等^[72]探讨了效率、效能和公平如何影响车辆路线的选择和物资分配的结果; Holguín-Veras 等^[73]分析得出使用物流成本和物资缺乏成本的总和作为灾后救援应急物资分配模型的首选目标函数; Yang 等^[74]提出了在受灾人群的伤亡随时间变化的背景下以最大化分配

资源的有效性和最小化资源的分配成本为目标的应急救援物资分配模型；Huang等^[75]将救生物资利用效率、延迟成本和公平性建立了一个将资源分配与应急分配相结合的综合多目标优化模型；Su等^[76]在同时考虑响应时间和应急资源成本的情况下建立了一个多重约束的整数线性规划模型；Liberatore等^[77]提出并解决了对配电网损坏元件的恢复进行规划的问题，以便随后的配电规划受益最大，展示了协调恢复和配送操作优化的重要性；Aslan等^[78]制定了一个两阶段随机程序对该系统进行建模，并提出了一种样本平均近似(SAA)方案；Erbeyoğlu和Bilge Ü^[79]提出了一个基于逻辑的Benders分解方法来找到一个稳健的救灾网络；Afshar和Haghani^[80]提出了一个数学模型来控制几种救济商品从源头到供应链的流动，直到它们被送到接受者手中；汪勇等^[81]为了降低调度成本、缩短调度时间，构建了一个多目标应急物资调度模型，设计一种调度方案实值映射编码，确保优化操作不破坏调度方案的有效性。Wang和Sun等^[82]关注人道主义物流的三个维度目标：效率、有效性和公平性，提出了多救援点、多受灾点、多时段的应急物资分配模型；Akbari等^[83]提出了一个数学模型，以最大限度地减少未满足的需求及救援车辆和受灾地区的运输成本；Yan和Shih^[84]提出的模型是一个多目标、混合整数、多商品网络流问题，采用了加权法，并开发了一种启发式方法来有效解决实际问题；Noham和Tzur^[85]提出了一种基于塔布搜索法的启发式算法来应对网络设计和资源分配方面的挑战。

随着研究的深入，多阶段救援和将救援与调度路径优化结合也是应急物资分配研究的重点。例如，Zhou等^[86]基于MOEA/D算法框架设计了多阶段动态应急资源调度问题的多目标优化模型；GE等^[87]提出了一种多资源、多阶段调度的启发式算法来解决以目标函数为最短响应时间、最小灾民损失和最小运输成本的应急物资分配模型；张国富等^[37,88]提出了一种基于二维NSGA-II与蚁群优化的混合智能搜索算法，在优化调度路径的同时解决多发点之间潜在的应急救援物资分配的冲突；Souza等^[89]提出了一种多周期混合整数线性规划优化模型并证实降低了操作过程中的物流成本；Wang等^[90]提出了基于多目标蜂窝遗传算法和改进的A*算法，将资源分配与路径规划创造性地结合起来避免了意外道路要素对救灾的影响；Ma等^[91]引入K-means算法来预测事故发生点并使用EGA确定最佳的物资资源分配策略；Wang^[92]提出基于区域自救和跨区域协同救援的多时段应急资源配置优化模型；Maya和Sörensen^[93]提出了一种基于贪婪的随机适应性搜索程序和可变邻域搜索元启发式的解决方法；田军等^[94]利用连续速度时间依赖函数模拟真实路网交通情况，建立了针对性的应急物资动态调度模型，并通过设计粒子群优化算法求解；Rabiei和Arias-Aranda^[95]引入了一个模型来处理车辆路径问题与需求点物资分配问题，并将模糊推理系统嵌入NSGA-II与NRGA中，最后分别在大规模和小规模路网上进行了测试；Chang等^[96]建立了一个网络流动模型，该模型不仅连接了物资分配中心与救济中心，还允许物资在救济中心之间运

输,从而在灾后反应阶段高效地分配救援物资;Chou等^[97]开发了基于生物的遗传算法,用于处理灾害应急响应的资源分配问题;Huang等^[98]认为使用无人机可大幅减少救援时间和成本,设计了一种遗传算法解决基于无人机物流网络的供应配送中心规划问题;Rath等^[99]提出了一个三目标优化模型,并开发一种数学启发式方法解决灾后物资配送问题;Fereiduni和Shahanaghi^[100]提出了一种人道主义物流网络设计模型,该模型将有助于在多个灾害时期做出选址和分配决策;Ransikarbun和Mason^[101]探索了双标准综合响应和恢复模型,用于在救灾物资分配和短期网络恢复方面做出灾后战略决策;Manopiniwes和Irohara^[102]考虑了灾害供应链中每个优化问题的特点以及物流特征;Noyan等^[103]提出了一个配送网络设计问题,该问题在考虑灾后环境中与需求和网络相关的不确定性的同时,确定最后一英里网络中救灾物资配送点的位置和容量;Lin等^[104]提出了一种分两个阶段的启发式方法:在第一阶段确定临时仓库的位置,并将覆盖的需求点分配给一个开放式仓库;Duque等^[105]在第二阶段探索第一阶段给定方案下的最佳物流性能,开发了精确动态编程(DP)算法和迭代贪婪随机构造程序来解决因自然灾害而受损的农村公路网的紧急修复工作;Rezaei-Malek等^[106]考虑了每种应用运输模式的替代路线的使用可能性,从而提高了网络的可靠性;Manopiniwes等^[107]在多目标模型中不仅考虑了基于成本的解决方案,还考虑了基于公平的解决方案。

由于突发事件的紧急性,往往不计物资成本,但是已有的研究没有考虑到应急物资在救援过程中的连续性消耗问题,即使有Katsoras和Georgiadis^[108]基于系统动力学实现了可持续性的救灾供应链系统;Cao等^[109]考虑可持续性、多阶段、多类型灾害医疗废物定位运输综合优化问题,提出以效益、最大限度地减少总碳排放和总潜在社会风险为目标的三目标混合整数规划模型;Cao等^[110]在原始对偶优化算法的基础上加入分支界限法和期望值,以幸存者感知满意度来描述整个应急救援过程的连续性;Zhang等^[111]针对最后一英里救援网络可持续运输救灾物资问题建立了多目标优化模型,最大限度地公平分配救援物资,同时最大限度地减少运输时间和运营成本;Safeer等^[112]讨论了人道主义物流配送中目标函数和约束的建模参数;Geng等^[113]创新性地考虑了政企合作,将企业的物资仓库纳入国家应急物资仓库集,共同开展应急救援工作,提高了工作效率,降低了整个应急救援系统的成本;Babaei和Shahanaghi^[114]通过在模糊逻辑下考虑救灾资源可及性和需求满足,从需求满足的两种方式研究了不确定条件下救灾资源分配设施的多目标模型;Nezhadroshan等^[115]通过一种基于场景的可能性随机规划方法,解决了具有多个中央仓库和本地配送中心的综合人道主义物流网络设计问题;Çelik^[116]对人道主义行动中网络恢复和恢复过程中存在的问题进行分析;Rodríguez-Espíndola等^[117]提出了一个动态模型来支持灾害响应,该模型结合了来自多个组织的人力和物力资源,多模式、多商品优化模式通过最大限度地提高为灾民提供的服务水平和最小化成本来支持资源分配与救济分配决策;Duhamel