

# 应对突发公共卫生事件的运筹计算

郑宇军<sup>①</sup>, 陈恩富<sup>②</sup>, 卢雪琴<sup>③</sup>, 张敏霞<sup>③</sup>, 杨珺超<sup>④</sup>, 杨军<sup>⑤</sup>

① 杭州师范大学信息科学与工程学院, 杭州311121;

② 浙江省疾病预防控制中心, 杭州310051

③ 浙江工业大学计算机科学与技术学院, 杭州310023

④ 浙江中医药大学附属第一医院, 杭州310006

⑤ 杭州师范大学医学院, 杭州311121

E-mail: yujun.zheng@computer.org, enfchen@cdc.zj.cn, luxueqin@zjut.edu.cn, zmx@zjut.edu.cn, yangjunchaozj@163.com, gastate@zju.edu.cn

国家自然科学基金(批准号: 61872123)和浙江省自然科学基金(批准号: LR20F030002)资助项目

**摘要** 针对新型冠状病毒感染的肺炎疫情防控, 当前最大的问题已不在生物医学研究、而在于公共管理, 管理上的最大瓶颈则在于公共资源的调度。这迫切要求我们运用现代运筹计算技术, 对各类调度问题进行优化求解, 为各项防控工作提供精准优化的决策支持。本文对突发公共卫生事件中的医疗物资调配、药品使用规划、疫情排查调度等代表性运筹优化问题进行了介绍, 对常用求解技术进行了分析, 其中穿插了浙江省在疫情防控工作中运用运筹计算的成功经验, 最后对当前研究和应用中存在的问题提出了一些对策和建议。

**关键词** 突发公共卫生事件 运筹学 优化 规划调度

**MSC (2010) 主题分类** 90B99, 90C27

## 1 引言

本次新冠病毒肺炎疫情, 和人类历史上任何一次大规模疫情传播一样, 对公共管理带来的挑战更甚于对生物医学带来的挑战。如果说在疫情爆发初期, 当地防控工作中出现的失误主要是由于认识不足、准备不充分、信息掌握不全面, 那么在疫情蔓延阶段, 党和政府高度重视、民众高度警惕、资源高度倾斜、信息高度透明, 疫情防控工作中仍然暴露出了大量问题, 其中部分问题还引发了社会热点关注, 如一线医护人员短缺、湖北和武汉红会却出现物资积压及分配混乱; 武汉封城后市内交通保障未能及时跟进, 导致大量必须出行的市民甚至是医疗工作者出行困难; 武汉社区分级分类诊疗几近缺失, 大量轻中度症状病人涌向重点医院、很多重症病人却难以得到及时救治。李兰娟院士在接受央视采访时表示, 湖北病死率如此高的主要原因就是医疗资源短缺。从系统工程的角度来看, 整个疫情防控体系的投入巨大, 但产出很不理想。其根本症结在于体系中的资源调度能力低下, 成为制约疫情防控工作效率的最大瓶颈。而要解决这个“卡脖子”问题, 除了制度和人的因素外, 还应当充分利用现代运筹学和计算机科学技术, 对各类公共资源调度问题进行高效求解, 为各项防控工作提供精准优化的决策支持, 把党中央和习近平总书记提出的“坚定信心、同舟共济、科学防治、精准施策”十六字方针中的最后一项“精准施策”真正落到实处。



面对本次新冠肺炎疫情,浙江省交出了一份优秀的答卷,包括最早启动重大突发公共卫生事件一级响应、截至2月20日无死亡病例、无医护人员感染、治愈率远高于全国平均水平、最早设计实施健康码数字防控、最早上线疫情防控机器人、最早组织外地员工返程复工等等。省应急厅、卫健委、各医疗机构、社区等单位在疫情分析预测、医疗资源调配、应急生产调度、区域联防联控、中医预防干预、企业复工复产规划等方面积极运用现代运筹学方法,极大提高了防控工作的效率和水平。这些面向突发公共卫生事件的运筹学实践成果和经验,非常值得进一步深入研究和扩展应用。

本文从运筹学研究的视角出发,介绍了重大突发公共卫生事件中的代表性运筹优化问题,对这些优化问题的常用求解方法进行了分析,其中穿插了浙江省在本次疫情防控工作中运用运筹计算的成功经验;最后对当前研究和应用中存在的主要问题提出了对策和建议。

## 2 突发公共卫生事件中的代表性运筹优化问题

通俗地说,优化问题就是要在所有可能的候选方案中找出一个最优的方案,其中方案也称为问题的解,评估解的优劣性的函数称为目标函数,解需要满足的条件称为约束条件。举个例子,一个快递员要从配送站出发给 $n$ 个收货点投递包裹,每个收货点只能经过一次,最后回到配送站,要确定一条最短的送货路线,该优化问题就是运筹学中经典的旅行商问题(也叫中国邮递员问题)。当收货点的数量 $n$ 为3时,共有6种不同的排列,即问题有6个候选解。如图1中的例子,如果每一步都选择一个最近的送货点,那么路线 $S \rightarrow A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow S$ 的长度为12;而最优路线 $S \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow A \rightarrow S$ 的长度仅为7。对于更大规模和更复杂的问题,相比人们依赖经验得出的方案,最优方案的效率可能会高出成百上千倍,这就是优化的意义所在。

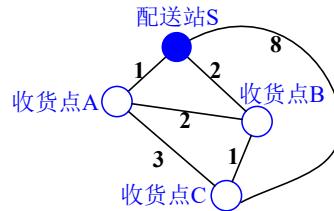


图 1: 旅行商问题示例

不妨假设计算机检查一条路线需要0.01毫秒,那么检查完6条路线只需要0.06毫秒;当 $n=10$ 时,共有 $10!=3628800$ 条路线,检查完约需要36秒;当 $n=20$ 时,共有 $20! \approx 2.4 \times 10^{18}$ 条路线,检查完约需要500万年。这种解空间的爆炸增长,是现代大多数优化问题面临的最大挑战,需要设计巧妙的运筹学算法来应对。

### 2.1 医疗物资调配问题

为应对重大突发公共卫生事件,需要将大量的医疗物资从供应方(如储备库、生产厂家、采购中心等)调配给需求方(如医院或社区)。每个供应方所能提供的、以及每个需求方所需的物资种类和数量往往各不相同。如果不做合理调配的话,常常会出现有的供应过剩、有的供应短缺,即俗语说的“旱的旱死,涝的涝死”。物资调配问题就是要确定从每个供应方到每个需求方的每类物资的供应数量,合理而快速地满足各项需求。图2(a)示例了一个简单的医疗物资调配问题,箭头上的数字表示指定供应

方到需求方所需的供应时间。如假设运输能力足够，且目标函数是使总供应时间最短，那么图2(b)给出的方案就是该问题的最优解。

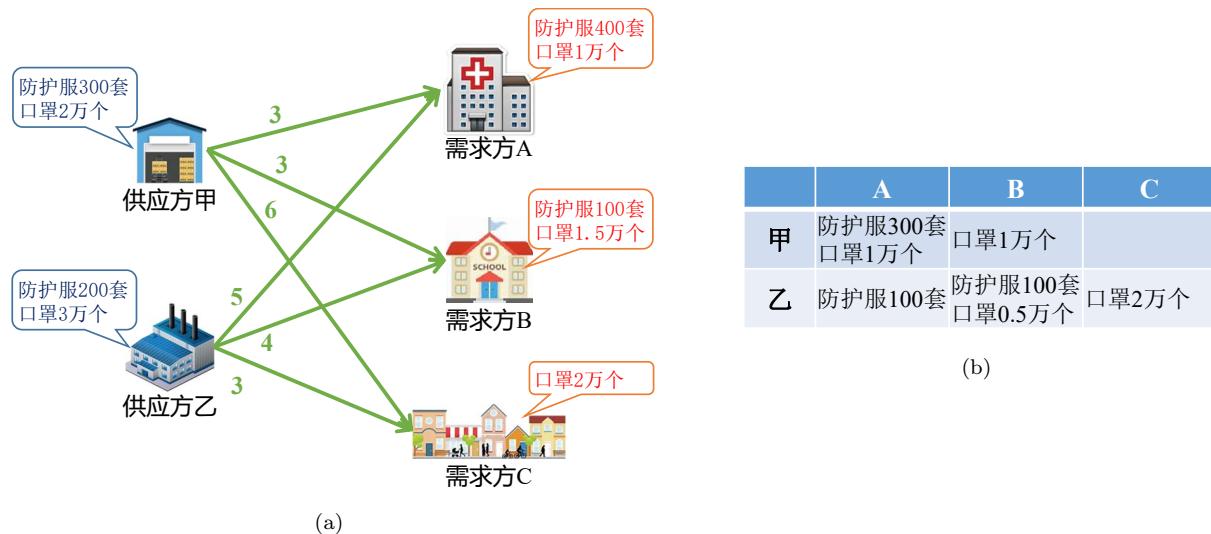


图 2: 医疗物资调配问题示例

实际物资调配中还会有很多约束，如供应方到需求方的运输能力或通道容量是有限的，某些物资有到达截止时间的要求。有时候，物资供应量无法满足所有需求，这时可设置各项需求满足率的下限。根据各需求方及各类物资需求的轻重缓急，还可以给每项需求设置一个权重系数，在目标函数中进行加权计算。

医疗物资调配问题比较侧重宏观层面，一般只确定总体的供应方式和供应数量。之后可分层或分区域地对物资运送的车辆和路径进行具体的规划调度。

## 2.2 车辆路径规划问题

重大突发公共卫生事件中，有大量的物资和人员需要通过车辆进行运输。车辆路径规划问题是指给定一组配送点、一组需求点和一组车辆，要对每辆车的行驶路径进行规划，尽快将配送点的物资/人员运送到需求点。车辆路径规划问题是一类被广泛研究的调度问题<sup>[1]</sup>。旅行商问题可看作是只有一个配送点和一辆车的车辆路径规划问题，因此后的复杂度一般远高于前者。

在本次新冠病毒肺炎爆发初期，医用口罩、防护服等医疗防护物资严重短缺，紧急调配来的物资需要迅速送往医院等防控一线；特别的，有的医疗机构可能缺乏某几类物资，但其它类物资又有剩余、可以支援其他机构。这就需要车辆在经过该点时既送货又取货，这种扩展的问题称为带取送货的车辆路径规划问题<sup>[2]</sup>，其规划难度进一步提高。

由于疫情的高传染性，病患密切接触人员和疑似感染者数量多、分布广，要将他们运送到指定隔离地点，这可以视为是车辆路径规划问题的一个新的变种。该问题的特殊性包括：目标函数不能只考虑运输时间最短，更要考虑人员感染风险最小；车辆在每个地点装载人员后，如果容量仍有剩余，此时可以有两个选择，一是将人员直接送往隔离地点，二是继续前往下一个地点继续装载人员，如图3所示。这些都增加了问题的复杂度。我们在研究中发现，这个新的问题模型能够适用于杭州等大多数城

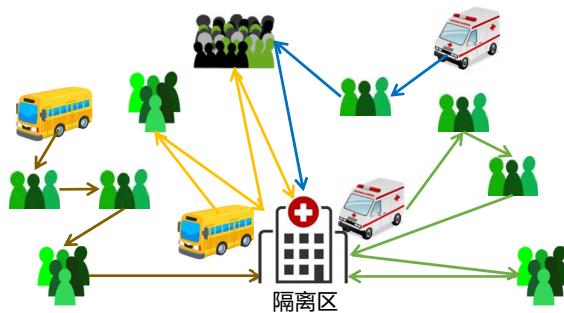


图 3: 人员隔离运输的车辆路径规划问题示意图

市的人员隔离运输;但要将其应用到武汉这样的疫区中心,还要应对有资质的驾驶员短缺的问题,需要将驾驶员指派调度和车辆路径规划集成起来。

### 2.3 病患接诊分配问题

这次武汉疫情失控的一个主要原因在于患者对医疗资源的“挤兑”,大量普通感冒发烧等患者涌向医院,真正的新冠肺炎病人却失去及时治疗和控制传播的机会<sup>[3]</sup>。这亟需我们增强初级分检筛查,并在此基础上将病患合理分配给各级各类医疗机构,包括综合医院、专科医院、中医院、民营医院、街道社区卫生院、急救站、药店(一些普通轻度病例可通过药店咨询来自行购药治疗)等,使得各医疗机构的救治能力得到最大化利用,如图4所示。该问题是资源分配问题的一种,分配的原则是兼顾公平和效率<sup>[4]</sup>。但病患接诊分配问题存在自身的特殊性:一是接诊分配关乎患者生命健康,故应当对健康风险设置较强的约束条件,如危重患者应在指定时间内接受治疗;二是初筛结果可能不够精确,问题模型要能够表达这种不确定性,并对不确定性较强的患者应按“料敌从宽”的原则来进行处理;三是在实施时要考虑患者面对疾病的心理状态,如何抚慰患者情绪、使其认同分配结果,也是一个值得研究的重要方面。

### 2.4 药品/医疗器械使用规划问题

很多疾病并非只有一种诊疗方案,使用的药品及医疗器械可能有多种候选的组合方式。当然有的组合方式治疗效果好一些,有的效果差一些,在资源短缺的条件下,不可能保证对所有疾病病例都选用最好的诊疗方案,而是要想方设法发挥现有资源的最大效用。如目前新冠肺炎的检测手段有CT影像、核酸检测试剂、抗体检测试剂以及其它一些快速检测试剂,它们的准确率和检测时间各不相同;筛选出的治疗药物更是有磷酸氯喹、伦地西韦、法匹拉韦等近百种,它们的疗效也各不相同。药品/医疗器械使用规划问题就是针对处置的各类疾病和不同病例,对现有的药品/医疗器械进行组合优化使用,使得对所有病例的预期治疗效果最大化,如图5 所示。问题建模的最大难点在于诊疗方案的疗效评估需要非常专业的医学知识,因此建模过程需要医学专家的参与。我们前期研究过一般胃肠道疾病的药品使用规划问题<sup>[5]</sup>。在大规模突发疫情中,还需要针对传染性疾病与其它普通疾病设置不同的使用策略,重点遏制传染性疾病的传播,同时避免严重影响其它普通疾病的治疗。

### 2.5 医护力量跨部门调度问题

应对大规模突发公共卫生事件时,各个医疗部门之间(包括各类医疗机构之间,以及同一医疗机

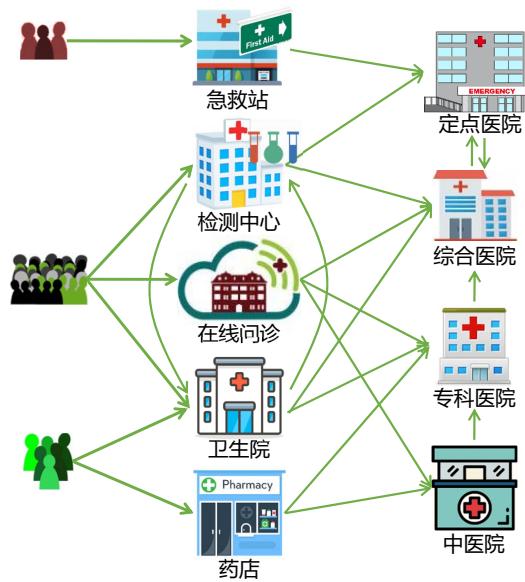


图 4: 病患接诊分配问题示意图

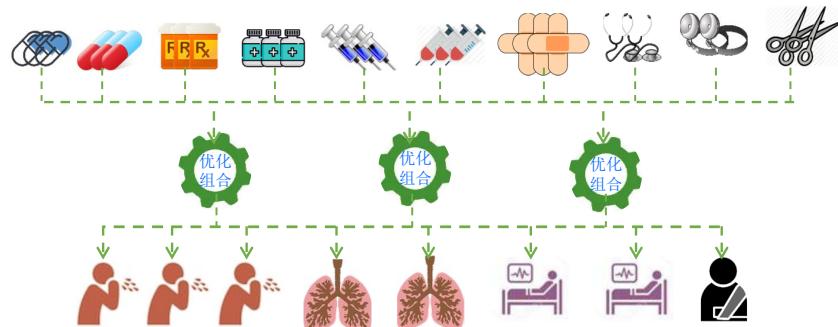


图 5: 药品/医疗器械使用规划问题示意图

构内部的不同科室之间)进行医护力量调度是一种常态。医护力量跨部门调度问题就是根据各个医疗部门医疗任务的具体情况,将全体医护力量视为通用资源,将其合理分配给各个部门或各项任务,使得所有医疗任务完成的预期效果最大化,如图6所示。该问题是人力资源调度问题的一种<sup>[6]</sup>。和物资、车辆等资源相比,人力资源调度要更多地考虑每个人在不同专业能力上的差异,人与人之间的配合,以及体力和心理状态等其它因素,因此往往会有许多复杂的约束条件,忽略其中某个条件可能会严重影响医疗救治任务。而随着人工智能诊疗技术的发展,医护人员与人工智能的协同调度是一个值得研究的新方向。

上述病患接诊分配、药品/医疗器械使用规划、医护力量调度实际上是三个密切相关的问题,如果能将其整合在一起进行优化调度,能够更加充分地利用有限资源,大大改善疫情防控局面。但完全整合会使得问题的复杂度进一步爆炸性增长。合理做法是做好全局规划、有序分解、适度整合,如首先对大量患者按社区级和中心级两级医疗机构进行接诊分配,然后在社区级和中心级分别对病患、药品/医疗器械和医护力量进行联合调度。不管怎样,整合后的问题都对优化求解提出了更大的挑战。

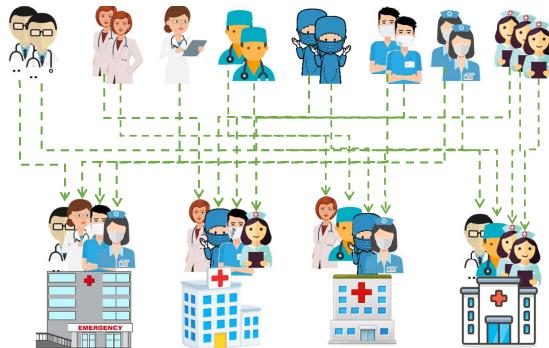


图 6: 医护力量跨部门调度问题示意图

## 2.6 应急生产调度问题

大规模的突发公共卫生事件疫情常常引起药品、医疗器械等物资的严重短缺，应急生产是保证物资供应的重要手段。本次新冠肺炎疫情中，很多处于春节假期停工或半停工状态的生产企业需要紧急复工，还有一些企业需要暂停部分原有生产任务、紧急转产医疗物资。应急生产调度就是要将物资缺口转化为生产任务，再将其合理分配给各个企业。问题的目标是尽快满足一线物资需求，约束条件中则需要考虑企业复工/转产的难度和成本。由于不同企业对不同物资具有不同的生产能力，因此这也是一个组合优化问题。特别的，如果某些物资生产所需的设备和原材料也出现短缺而需要应急生产，问题就扩展成为一个应急生产链的调度<sup>[7]</sup>，优化的难度会大大提高。

## 2.7 社区疫情排查调度问题

疫情防控过程中，社区工作人员需要经常走访摸排社区人员情况，包括检查在家隔离人员、定期看护轻度患者、排查外来人员特别是来自疫区人员，以及帮助居民解决其它生活困难。排查工作量往往很大，工作人员力量又比较有限，这就需要对排查人员的路线进行合理规划，提高排查效果。如不考虑人员分工，该问题可以归类为文献中的巡警调度问题<sup>[8]</sup>。在复杂疫情和社区环境下，排查工作还需要按一般工作人员、医护人员、安保人员等进行分工，再按分组进行任务分配和路线规划，这也使得问题的复杂性和求解难度大大提高。问题建模的一个难点在于对排查对象风险的预估，这可以结合健康码等风险分析方法来进行。

## 2.8 中医药社区预防干预配置问题

此次疫情中，中医药系统充分发挥“治未病”的优势，深入基层社区开展早期预防干预，通过为群众发放中药汤剂等措施来保护易感人群，对社区疫情防控起到了积极作用。面对新型病毒，西医研发新药需要较长的研发周期。中医的一大优势是可以在现有成药或草药中直接遴选，而且既可以配制大众化的处方，也可以针对特定人群（如老人、儿童、阴虚阳虚等不同体质人群）乃至特定个体配制更具针对性的处方；后者配制和分发难度高但预期疗效好，前者则正好相反。该问题就是要在现有中医药资源（包括医师力量、中药材、诊疗时间、配送能力等）的约束条件下，确定处方种类以及每类处方的应用对象，使得社区预防干预的总体预期效果最优化。此问题的一个难点在于处方预防效果的评估，通常在前期可进行粗略评估，在预防干预过程中不断验证实际效果、修正评估方法；有条件时还可对不同处方进行分组比对，在比较反馈的基础上实现处方及其应用方案的同步优化。

---

## 2.9 临床试验统筹规划问题

截至2月22日，在中国临床试验注册中心注册的新冠病毒肺炎临床试验研究已经多达200项，这种一拥而上的现象引发了业界的担忧和批评<sup>[9]</sup>，国务院也紧急印发了《关于规范医疗机构开展新型冠状病毒肺炎药物治疗临床研究的通知》。理论上，每项针对轻症患者的试验需要1000个左右的病例，针对重症患者的试验也需要近800个左右的病例。目前显然不可能有这么多患者来满足样本量要求，故大部分试验都不能满足随机、对照、重复的基本原则，结论的可信性不高。从运筹优化的视角来看，我们应当对临床试验进行统筹规划，建立合理的指标体系来对拟上临床试验进行评估，将有限的知情同意病例优化分配给筛选出的部分试验，使得预期的试验结论及疗效指标最优化。

## 2.10 企业复工复产规划问题

疫情防控与经济社会发展需要统筹兼顾，在疫情低风险地区组织企业有序复工复产是当地政府的一项重要任务。这需要对企业复工的预期效益及存在风险进行评估，在此基础上决定对哪些企业批准复工，并对批准的企业安排复工时间顺序。该问题的主要特点是约束条件众多，包括各行业在指定时间内需要恢复的产能要求（特别是保障疫情防控和民生的物资生产、运输和销售要求）、产业链上下游企业的协同复工要求、每日返工人员数量的限制等，目标是要在满足所有约束条件的前提下尽可能地恢复经济水平。

企业复工复产规划还需要和政府相关部门的保障服务调度结合起来，包括对企业的防疫指导服务、企业生产的交通运输保障、企业员工的日常生活、公共交通、公共卫生保障服务等，其中会衍生出一系列相关的运筹优化问题，这些问题之间需要相互协调，不能孤立起来求解。

# 3 突发公共卫生事件中的运筹优化问题求解方法

可以看到，上述运筹优化问题的复杂度都很高，大都属于计算机科学中的NP难题<sup>[10]</sup>：随着问题规模的增长，问题的解空间将呈指数级爆炸增长。而在突发公共卫生事件中，问题的求解时间又非常有限，因此需要设计和应用高效的计算机算法来进行求解。一个基本原则是：对于小规模的问题实例，可尝试求得其最优解；对于大规模的复杂问题，通常很难在有限时间内保证求得最优解，则可以使用近似算法和启发式算法等技术，在可接受的时间内求得一个次优解或满意解。

## 3.1 精确优化方法

顾名思义，精确优化方法就是要求得问题的最优解（在误差不可避免的情况下，也可以是指定精度范围内的近似最优解），但它通常对问题的性质和规模有一定的要求。下面介绍几类常见的精确优化方法。

- 基于导数的方法。对于某些优化问题，其目标函数的导数性质能够为问题求解提供很大的帮助。特别地，对于一维实数区间上的连续优化问题，如果其目标函数具有一阶连续偏导数，则函数极值点上的导数值为0。对于复杂的目标函数，如果导数方程难以求解，则可采用其它基于导数的方法（如牛顿法、最速下降法等）进行迭代搜索，直到迭代误差足够小。但这些方法大都要求目标函数可导，而且不适合组合优化问题<sup>[11]</sup>。

- 线性规划法。如果优化问题的目标函数和约束函数都是线性的, 称为线性规划问题。它有一个很好的特征, 即可行域是凸集, 最优解总是可以在凸集的顶点上取得, 那么可使用单纯形法<sup>[12]</sup>进行求解, 即先找到凸集上的一个顶点, 然后不断地从一个顶点转到另一个更优的顶点, 直至无法改进为止。
- 分支限界法。对于组合优化问题, 最直接的解法就是穷举其离散解空间中的每个解。分支限界法是对穷举法的一种改进, 其基本思想是记录当前已找到的最好解; 在搜索新解时, 若能提前判断新解不可能优于当前最好解, 那么可放弃当前搜索方向。分支限界算法设计巧妙的话, 能够“剪去”很大一部分解空间。但它仍不能从根本上解决组合爆炸的问题。
- 动态规划法。一些组合优化问题可以分解为多个较小的子问题, 并且可以在子问题最优解的基础上得到原问题的最优解。问题分解过程中可能会产生很多重复的子问题, 那么可以在首次遇到这样的子问题进行求解并记录结果, 而在以后遇到相同的子问题直接读取结果, 从而提高求解效率。但动态规划法要求问题同时具有重叠和最优子问题特征, 很多实际问题并不满足这两点。

这次疫情发生以后, 市面上的医用口罩很快售罄。杭州市自2月1日起实现市民免费预约申领口罩, 每天约有20多万个的口罩先分发到各大区域的指定药店等集中派送点, 再由派送点派发到各个街道/小区(最初方案是市民到指定地点领取, 后经专家建议改为上门派发)。口罩派发的路线规划可以建模为一个车辆路径规划问题。我们应用分支限界法对其进行求解, 为部分派送点规划了最优路线; 但同时也发现, 当上门点超过30个以后, 分支限界法很难在短时间内结束, 需要借助其它更有效的算法。

### 3.2 启发式方法

精确优化方法的适用范围很有限, 绝大多数的复杂优化问题需要使用启发式方法来求解。目前最常用的启发式方法是自然/生物启发算法, 其主要特点是模拟自然界内在优化机制来求解复杂问题; 对问题的特征一般没有特殊要求、适用于广泛类型的问题; 不保证求得问题的最优解, 但对于小规模问题有很大可能求得最优解, 对于大规模问题则能够在可接受的时间内求得一个满意解。启发式算法已被广泛应用于各个工程领域, 极大提高了计算机求解复杂优化问题的能力。下面简要介绍几类流行的启发式方法。

#### 3.2.1 邻域搜索算法

邻域搜索也叫局部搜索, 其基本思想是从一个初始解出发, 每次在解空间中搜索当前解周围的“邻居”解, 并选取一个好的“邻居”解来替换当前解, 通过该迭代过程来不断地改进当前解。最简单的邻域搜索算法叫做爬山法, 它在算法每一步总是转到当前搜索的“邻居”解当中最好的一个, 但缺点是一系列“局部最优”的步骤组合起来未必是“全局最优”的。模拟退火算法<sup>[13]</sup>是对爬山法的改进, 它允许以一定概率接受较差的解, 这种“以退为进”的策略往往更有希望找到全局最优。随机的局部搜索有很大概率出现“绕了一圈又回到原地”的情况, 禁忌搜索算法<sup>[14, 15]</sup>通过一个禁忌表来记录最近几步执行过的动作, 并在接下来的搜索过程中禁止重复这些动作, 从而提高算法的搜索效率。

对于口罩派发的路线规划问题, 我们也应用了禁忌搜索算法进行求解, 结果显示: 当上门点的数量超过30以后, 数量越多, 禁忌搜索法相对于分支限界法的性能优势越明显; 在较为普通的Intel i7-6500计算机上, 如果限定算法运行时间不超过15分钟, 上门点数量在50左右时, 禁忌搜索法求得的

解的平均送货时间只有分支限界法的40%左右；数量在100时，禁忌搜索法求得的平均送货时间不到分支限界法的10%。

### 3.2.2 进化算法

进化算法是模拟自然界中生物进化过程的一类启发式算法。最典型的进化算法当属遗传算法<sup>[16]</sup>，它将问题的每个解编码为一个染色体，解的每个组成要素视为染色体的一个基因。染色体对环境的适应度代表了解的优劣性，越适应环境的染色体，其基因越有可能保存到后代中去，而不适应环境的染色体则有很大可能被淘汰。遗传算法的基本流程是先随机生成问题的一组解作为初始种群，而后在每一代按照“优胜劣汰”的原则选取较优的个体来杂交产生下一代个体，有时还对极少数个体进行变异来提高种群多样性；通过一代代的进化，种群不断改善，最后得到的最好个体作为问题的最优解或近似最优解。在遗传算法的基础上，研究者衍生出了更多的进化算法，如以变异为主要操作的进化规划算法<sup>[17]</sup>，对三个或三个以上的解进行交叉的差分变异算法<sup>[18]</sup>等。近年来又涌现出了一系列新型进化算法，如模拟生物物种迁移过程来对解进行进化的生物地理学优化算法<sup>[19]</sup>，模拟烟花爆炸现象来生成新解的烟花算法<sup>[20]</sup>等，它们在应对解空间分布更为复杂的优化问题时展现出了良好的性能。

大部分进化算法都需要使用较大的种群和较多的进化代数才能进化到较优的解，所需的计算资源/时间较多，这使得其在求解应急优化问题时比较受限<sup>[21]</sup>。水波优化算法<sup>[22]</sup>是一种模拟水波运动规律的新型启发式算法，它能够用很小的种群（通常是5-10个解）来快速搜索解空间，比较适合于应急优化问题。针对人员隔离运输的车辆路径规划问题，我们设计了基于水波优化的求解算法。在杭州市疫情高峰的1月28日至2月3日，日均需要从百余个分布点运送隔离人员1000余人，图7给出了水波优化算法和其它几种算法在相同条件下的求解性能比较结果，其中水波优化算法求得的解在高危人员暴露时间上显著少于其它算法。

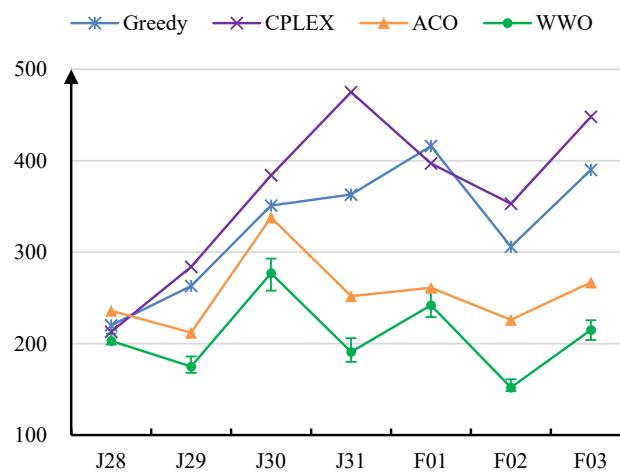


图 7：贪心算法Greedy、商业优化软件CPLEX的规划算法、蚁群优化算法ACO和水波优化算法WWO求解人员隔离运输问题的性能对比（横坐标为7个问题实例，纵坐标为解的平均人员暴露时间）

### 3.2.3 群智能算法

自然界中有很多生物群体，其单个个体的能力非常有限，但由一定数量个体组成的群体却能展现出远高于个体叠加的智能。群智能算法通过模拟这类生物群体的行为模式来求解复杂问题。例如蚁群

优化算法<sup>[23]</sup>就是一种模拟蚁群觅食行为的群智能算法。以求解车辆路径规划问题为例, 算法使用一组人工蚂蚁在路径上进行随机搜索, 每只蚂蚁都会在经过的路径上分泌一种称为信息素的化学物质; 信息素会随着时间而挥发, 因此当蚂蚁选择的路径较长, 其上信息素浓度会很快降低; 而蚂蚁在搜索路径时, 会优先选择那些信息素浓度较高的路径。这就形成了一个正反馈的过程, 使得蚂蚁逐渐聚集到较优的路径上。粒子群优化算法<sup>[24]</sup>是一种模拟鸟类集群飞行的群智能算法, 它将问题的每个解视为一个飞行粒子, 粒子在飞行过程中会都根据自我历史经验以及向其他粒子的学习来调整飞行轨迹, 从而不断改进搜索过程, 促进整个集群向最优解收敛。其它常见的群智能算法还有模拟蜂群采蜜行为的人工蜂群算法<sup>[25]</sup>, 模拟鱼群游动觅食行为的人工鱼群算法<sup>[26]</sup>等。

### 3.2.4 文化基因算法和超启发算法

一般进化算法的特点是全局搜索能力强而局部搜索能力弱, 往往在找到了一个较优的解后, 很难对解进行细节上的改善。一种策略是在智能优化算法中引入增强的局部搜索机制, 这类算法称为文化基因算法<sup>[27]</sup>, 它特别适用于具有复杂邻域结构的组合优化问题。早期的研究只是对当前种群中最好的一个或一部分解周围进行简单的局部搜索, 性能改进有限。目前流行的方法是根据搜索状态的变化来动态改变局部搜索方式, 使得算法更为智能。这种自适应策略还可以扩展应用于不同算法的组合, 即使用多种启发式算法对一个问题进行并行求解, 根据搜索状态和效果反馈, 对算法或其部件进行动态改进和组合, 不断改善算法搜索效率。这相当于在求解问题的过程中对算法本身也进行进化, 故称之为超启发算法<sup>[28]</sup>。我们一项前期研究基于超启发算法来求解应急铁路运输调度问题<sup>[29]</sup>, 求解结果显著优于其中包含的每一个单独的启发式算法。对于结构复杂、求解质量又要求很高的优化问题, 具有自我调整能力的文化基因算法和超启发算法是很好的选择。

## 3.3 多目标优化方法

实际应用中, 很多问题要对一个以上的目标函数进行优化, 而这些目标之间可能是互斥的。如对于医护力量调度问题, 首要目标当然是希望各项医疗救护任务的预期完成效果最好; 但在疫情条件下还希望医护人员的感染风险最小化。跨部门调度越频繁, 医疗任务的总体完成效果可能越好, 但医护人员的暴露风险也越大。因此, 多目标优化问题很难找到一个在所有目标函数上都取得最优值的全局最优解, 而是需要找到一组解, 对于其中每个解而言, 都不存在某个其它解在所有目标函数上都优于该解, 这样的解集称为非支配解集。很显然, 在其它要素相同的条件下, 多目标优化问题的难度明显高于单目标优化问题, 也更适合使用启发式方法求解。进化算法求解多目标问题时, 除了要对一个种群进行不断进化, 还需要维护一个当前已找到的非支配解集, 并在搜索过程中对该解集不断进行更新, 算法复杂性也大大高于单目标优化算法<sup>[30]</sup>。此外, 由于输出结果是一个解集, 决策者需要从中选择一个解作为最终实施方案, 这可以应用一些多目标决策方法<sup>[31]</sup>来辅助决策者进行选择。

在这次新冠病毒肺炎疫情中, 各大医院都应急采购了大量医疗物资。但对于一个医院来说, 其在给定时间段内的采购容量是有限的; 用于疫情防控的物资采购量大了, 用于其它疾病的物资采购量就得降低。这就需要合理规划每种物资的采购量, 将预期的疫情防控效果和其它疾病治疗效果同时作为目标函数来进行优化。针对该多目标医疗采购规划问题, 我们使用了多目标水波优化算法<sup>[32]</sup>进行求解。在多家医疗机构的应用结果表明, 多目标优化的结果能够一方面保证疫情防控效果, 另一方面避免对各项常规医疗服务的质量产生明显影响。

---

### 3.4 动态优化方法

一般优化问题都假设输入是固定的；如果外部输入发生了变化，则需要重新构造问题实例、重新运行算法进行求解。对于突发公共卫生事件中的运筹优化问题，其外部输入可能随时随地都在发生变化。例如对于应急车辆路径规划，道路交通状况可能在实时变化，那么预计的行驶时间也要相应变化。此时不断地重新构造重新求解显然是极其低效的。对此可应用动态优化算法<sup>[33]</sup>，在求解过程中实时监控外部输入变化；一旦监测到发生变化，说明解空间结构发生了相应改变，算法的搜索应适应此种改变，包括对现有的解进行重新评估、调整算法控制参数等；从效率角度出发，算法还应尽可能地利用变化发生之前已获取的信息，使得搜索方式能够快速适应变化后的状态，这一点在求解应急优化问题时尤为重要。

### 3.5 不确定性优化方法

一般优化问题要求输入值、约束条件和目标函数都是精确给定的。但在很多实际应用中，一些参数、变量和函数会存在不确定性，有的只能粗略估计其值，有的还只能估计其概率分布情况。例如对于医疗物资调配问题，对未来一段时间内物资需求量只能估计其大致范围。对于这类问题，仍然追求其精确最优解不仅是不实际的，还可能给决策带来误导。求解不确定性问题有两种基本策略。一是将其转换为确定性的优化问题，但转换后的问题通常比原问题更加复杂，比如对不确定性的目标函数同时优化其期望值、悲观值和乐观值，从而把不确定的单目标优化问题转换为确定性的多目标优化问题。我们在之前研究的应急交通运输调度就采用了这种策略<sup>[34]</sup>。二是在算法中嵌入不确定性处理机制<sup>[35]</sup>，如目标函数存在不确定性，可使用模糊排序方法来比较解的优劣；如决策变量存在不确定性，可在解的编码中通过特定基因来刻画，并在进化过程中将不确定性合理地传递给下一代。

### 3.6 融合知识学习的优化方法

在计算机上构建的优化问题模型总是对物理世界中实际问题的简化。对于复杂环境特别是大数据环境下的优化问题，其中一些要素需要通过数据或知识学习才能获取和表达。而机器学习的识别、分类、预测等结果不可避免地具有不确定性和变化性，在问题求解的过程中应对这些要素进行有效的表达和处理。一种有效的手段是在优化算法中嵌入机器学习模型，在求解过程中对相关要素进行动态学习，并对机器学习模型也进行反馈优化，使求解结果更加贴合复杂的实际应用环境。

杭州市自2月9日起推出健康码，并在很短时间内推广到全国，其核心是通过个人填报信息与后台大数据比对来评估个人风险。在社区疫情排查调度问题研究中，我们尝试引入健康码信息来评估人员风险，再通过聚类分析来评估区域风险，在此基础上优化排查分组和路线规划；根据实际排查结果，还可对健康码的评估误差进行校正，使得排查效率和健康码信息准确率同步提高。

中医药预防干预中，对处方的应用效果评价同样是一种知识学习。新处方的预期疗效主要依靠专家经验来评估；在应用于指定人群后，可对应用前后的人群健康指标数据进行比较分析，在此基础上对处方进行改进，还可以通过对不同处方的比较来进行组合优化，这种反馈学习的过程可基于专家经验和强化学习等机器学习技术共同完成。

其它很多问题也都可以在建模中引入知识学习，如在医疗资源物资调配问题中使用神经网络来预测未来的一线物资消耗，在病患接诊分配问题中使用传染病模型来预测未来的患者数<sup>[36]</sup>，在企业复工复产规划中使用网络传播模型来评估复工可能导致的感染风险<sup>[37]</sup>等，而后在问题求解过程中不断调用和改进模型，提高算法的智能水平。

#### 4 应对突发公共卫生事件的运筹计算研究存在的问题及对策

如前所述,突发公共卫生事件的应对涉及大量的运筹优化问题,合理运用运筹计算技术能够显著提高应对效率。但要充分发挥这些技术的作用,还有不少问题和困难亟待解决。一是国内运筹学的研究力量相对薄弱。在2018QS世界大学统计和运筹学专业排名中,中国大陆高校仅有3所入围前50名,其中排名最高的清华大学列19。根据麦可思研究院近三年发布的年中国大学生就业报告,运筹学专业虽然毕业生平均薪资较高,但就业率较低,且近三年连续下降。学科建设投入不足,导致学科方向吸引力不够,进而导致人才梯队缺口加大。二是管理人员的应用积极性不高。特别是和民营企业相比,大多数政府部门和国有企业缺乏应用现代运筹计算提高效率的主动性。以物流领域为例,2019年双十一全网包裹数总计13.37亿件,其中武汉快递高峰日处理量突破600万件,在处理如此大规模的配送问题中,菜鸟、京东、顺丰等各大民营物流企业的智能优化计算发挥了巨大作用<sup>[39-41]</sup>;而根据国家邮政局数据,在武汉封城后的1月23日至29日,全市日均投递包裹不到15万件,还出现了较大面积的延迟,主要原因在于国有邮政部门仍采用传统的处理机制,效率堪忧。三是数据共享程度低。不同地区、部门之间存在较多的数据壁垒,相当一部分数据存在缺失、错误、重复等问题,在突发情况下很难全面、快速、准确地获取所需信息。四是应急管理体系和机制不完善。现有的公共卫生管理体系能够应对平时和一般性疾病疫情条件,但像本次新冠肺炎这样的大规模疫情已超出了其预设能力。疫情爆发后,公共卫生管理部門的“防控”与医疗机构的“治疗”一度严重脱节<sup>[38]</sup>,其资源调度能力也很快遭遇瓶颈,而应急管理部门以及民营企业的调度能力却未能得到充分利用。应急响应机制不畅,就会错失早期优化的最佳时机;统一协同的管理机制缺失,资源调度的全局优化自然也无从谈起。

为克服上述困难,增强公共卫生突发事件应对能力,提出以下几点建议和对策。

1. 不断加强运筹学基础研究。李克强总理指出,国家和社会发展中“卡脖子”问题的根子在基础研究薄弱。我国运筹学研究尽管取得了很多优秀的成果,但总体基础还很薄弱,和国际领先水平差距较大,社会了解和关注程度也不高,在解决国民经济重大问题中发挥的作用还不够充分。亟需在学科建设和人才培养中加大投入,同时加强国际合作研究和引进高水平人才,不断提高基础研究水平。
2. 深入推进运筹学与计算机、医学等学科的交叉研究。在信息化和大数据时代,运筹学需要与计算机和人工智能深度交叉融合研究,充分利用新一代计算技术来提高复杂运筹问题的求解能力。而要有效解决突发公共卫生事件中的运筹计算问题,还必须融入专业的医学知识,所以还需努力推进运筹学与卫生学、临床医学、护理学等医学专业的交叉研究。特别的,传统中医药学在多次重大疫情发挥了举足轻重的作用,但运筹学和中医药学的交叉研究还很缺乏,运用运筹学方法来促进中医药的创新发展,进而提升公共卫生管理水平,具有很大的研究潜力和很好的研究价值。
3. 积极引导面向突发事件的应急运筹计算研究。运筹学是需要和实践紧密结合的一门学科,但现有研究力量主要集中在工业生产、实体/电子商务、交通物流、金融投资等常规领域;应对公共卫生事件、环境事件、自然灾害等突发事件的应急运筹研究,虽然对国家和社会安全至关重要,但由于平时作用和经济效益不甚明显,研究投入低、成果少。本文作者所在的研究团队,是国内少数几个坚持应急运筹计算研究的团队,在长期研究中取得了多项理论和应用成果,先后获得国际运筹学进展奖、瓦格纳国际运筹学杰出实践奖提名奖、军队科技进步奖等国内外重要奖项,在本次疫情防控中也为浙江省有关部门提供了一系列建议方案和计算支持;但团队力量仍然不足,特别

---

是后备人才缺乏。从国家战略需求出发，需要引导和鼓励国内更多的研究者加入应急运筹计算方向研究，特别在国家重大需求导向的科研项目支持上加大力度。

4. 大力开展运筹优化知识宣传和普及。现阶段公众对运筹学还缺乏足够的了解，有些人的理解还带有对中国古代兵法中“运筹帷幄”的神秘感。相当多的管理者（特别是公共卫生管理者）没有认识到运筹优化方法在实际管理中的巨大价值。要借助各种媒体和渠道，向公众和管理者积极宣传运筹学思想和方法，其中还可以借鉴人工智能通过深蓝、AlphaGo等热点案例深入人心的经验，找出运筹学在各行业应用的优秀案例，特别是运筹计算与人工智能相结合的范例，展示突出的优化效果，激发人们学习和应用运筹优化方法的热情。
5. 规划建设国家级公共卫生资源大数据应用平台。由国家公共卫生和科技管理等部门牵头，组织研究和开发力量，构建国家级公共卫生资源大数据应用平台，实现各级各类医疗机构、设备、物资、卫生专家、医护人员、人群健康档案等信息的标准化、网络化管理、使用和维护。以数据为支撑，针对突发公共卫生事件中的各类运筹优化问题，设计各类优化求解算法，构建应急资源调度算法库，为应急响应提供高效计算支持。平台研发需要公共卫生、生物医学、运筹学、计算机科学、人工智能等多领域研究人员的共同参与，特别是在计算方法上注重运筹学与人工智能技术的融合。平台还应与全国应急管理大数据应用平台、网络舆情大数据平台，以及主要民营企业的地理、物流、商务等大数据平台建立接口，为突发事件应急响应提供综合数据和计算支持。
6. 统筹优化公共卫生应急管理体系。基于系统工程方法对现有管理体系进行优化重组，合理分配各项体系功能，充分发挥不同部门的优势，特别是积极利用先进民营企业的优化调度能力，如生产企业的分布式生产调度功能、物流企业的大规模配送调度功能、网络租车平台的车辆实时调度功能、互联网企业的云计算调度能力等，提高体系效能、降低复杂度。梳理应急响应机制和流程，明确责任、覆盖盲区、消除冗余，做到平时应急能力建设、危机前信息监测和预警、战时应急调度、灾后重建规划的无缝衔接。对突发公共卫生事件和自然灾害、安全事故等其它重大灾难的应急管理机制进行整合，进一步推进军民融合和平战结合的管理机制，在应急响应中真正做到“全局优化”，为应用运筹计算技术进行资源优化调度奠定制度基础。

## 5 结语

本文介绍了突发公共卫生事件中的代表性运筹优化问题及其常用求解方法，并对当前研究和应用中存在的问题提出了一些对策和建议。其中部分技术内容在浙江省疫情防控工作中得到了成功地应用，值得改进和推广。但由于时间所限，还有很多问题和方法没有涉及。我们需要投入更多的研究力量，深入分析更多的问题要素，不断探索和改进计算方法，使现代运筹计算特别是智能计算技术成为应急响应能力的倍增器。

## 参考文献

---

- 1 Eksioglu B, Vural A V, Reisman A. The vehicle routing problem: a taxonomic review. *Comput Ind Eng*, 2009, 57(4): 1472-1483.
- 2 Bianchessi N, Righini G. Heuristic algorithms for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery. *Comput Oper Res*, 2007, 34(2): 578-594.
- 3 人民日报. 防患者“扎堆”“挤兑”大医院, 分级分检不能再等. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1657207198112762188>. [2020-01-31]
- 4 Luss H. On equitable resource allocation problems: a lexicographic minimax approach. *Oper Res*, 1999, 47(3): 361-378.
- 5 Song Q, Zheng Y J, Huang Y J, et al. Emergency drug procurement planning based on big-data driven morbidity prediction. *IEEE Trans Ind Informat*, 2018, 15(12): 6379-6388.
- 6 Kwak N K, Lee C. A linear goal programming model for human resource allocation in a health-care organization. *J Medical Syst*, 1997, 21(3): 129-140.
- 7 Lin B M T, Cheng T C E, Chou A S C. Scheduling in an assembly-type production chain with batch transfer. *Omega*, 2007, 35(2): 143-151.
- 8 Larson R C. *Urban police patrol analysis*. Cambridge: MIT Press, 1972.
- 9 陈峰, 郝元涛, 张志杰, 等. 关于科学、规范、有序地开展新型冠状病毒肺炎相关临床试验的建议. *中华流行病学杂志*, 2020, 41(3):301-302.
- 10 Garey M R, Johnson D S. *Computers and intractability*. San Francisco: Freeman, 1979.
- 11 Yuan Y X, Byrd R H. Non-quasi-Newton updates for unconstrained optimization. *J Comput Math*, 1995, 13(2): 95-107.
- 12 Dantzig G B. *Linear programming and extensions*. Princeton: Princeton University Press, 1998.
- 13 Kirkpatrick S, Gelatt C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing. *Science*, 1983, 220(4598): 671-680.
- 14 Glover F. Tabu search—part I. *ORSA J Comput*, 1989, 1(3): 190-206.
- 15 Glover F. Tabu search—part II. *ORSA J Comput*, 1990, 2(1): 4-32.
- 16 Holland J H. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. Cambridge: MIT press, 1992.
- 17 Fogel D B. An introduction to simulated evolutionary optimization. *IEEE Trans Neural Netw*, 1994, 5(1): 3-14.
- 18 Storn R, Price K. Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *J Global Optim*, 1997, 11(4): 341-359.
- 19 Simon D. Biogeography-based optimization. *IEEE Trans Evol Comput*, 2008, 12(6): 702-713.
- 20 Tan Y, Zhu Y. Fireworks algorithm for optimization. In: *International Conference in Swarm Intelligence*. Lect Notes Comput Sci, Vol. 6145. Berlin: Springer-Heidelberg, 2010, 355-364.
- 21 Zheng Y J, Chen S Y, Ling H F. Evolutionary optimization for disaster relief operations: a survey. *Appl Soft Comput*, 2015, 27: 553-566.
- 22 Zheng Y J. Water wave optimization: a new nature-inspired metaheuristic. *Comput Oper Res*, 2015, 55: 1-11.
- 23 Dorigo M, Di C G. Ant colony optimization: a new meta-heuristic. In: *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Vol. 2. Washington: IEEE, 1999, 1470-1477.
- 24 Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization. In: *IEEE International Conference on Neural Networks*. Vol 4, Perth: IEEE, 1995, 1942-1948.
- 25 Karaboga D, Basturk B. An artificial bee colony (ABC) algorithm for numeric function optimization. In: *IEEE Swarm Intelligence Symposium*. Indianapolis: IEEE, 2006, 181-184.
- 26 Li X L, Shao Z J, Qian J X. An optimizing method based on autonomous animats: fish-swarm algorithm. *Syst Eng Theory Prac*, 2002, 22(11): 32-38.
- 27 Krasnogor N, Smith J. A tutorial for competent memetic algorithms: model, taxonomy, and design issues. *IEEE Trans Evol Comput*, 2005, 9(5): 474-488.
- 28 Burke E, Kendall G, Newall J, et al. Hyper-heuristics: an emerging direction in modern search technology. Holland: Kluwer Academic Publishers, 2003, 457-474.
- 29 Zheng Y J, Zhang M X, Ling H F, Chen S Y. Emergency railway transportation planning using a hyper-heuristic approach. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, 2015, 16(1): 321-329.
- 30 Veldhuizen D A V, Lamont G B. Multiobjective evolutionary algorithms: analyzing the state-of-the-art. *Evol Comput*, 2000, 8(2): 125-147.
- 31 徐玖平, 李军. 多目标决策的理论与方法. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- 32 Zheng Y J, Wang Y, Ling H F, et al. Integrated civilian-military pre-positioning of emergency supplies: a multiobjective

- 
- optimization approach. *Appl Soft Comput*, 2017, 58: 732-741.
- 33 Woldesenbet Y G, Yen G G. Dynamic evolutionary algorithm with variable relocation. *IEEE Trans Evol Comput*, 2009, 13(3): 500-513.
- 34 Zheng Y J, Ling H F. Emergency transportation planning in disaster relief supply chain management: a cooperative fuzzy optimization approach. *Soft Comput*, 2013, 17(7): 1301-1314.
- 35 Yang S X, Ong Y S, Jin Y C. Evolutionary computation in dynamic and uncertain environments. Secaucus: Springer, 2007.
- 36 严阅, 陈瑜, 刘可伋, 等. 基于一类时滞动力学系统对新型冠状病毒肺炎疫情的建模和预测. *中国科学: 数学*, 2000, 50(3): 1-8.
- 37 王霞, 唐三一, 陈勇, 等. 新型冠状病毒肺炎疫情下武汉及周边地区何时复工? 数据驱动的网络模型分析. *中国科学: 数学*, 2020, 50: 1-10.
- 38 丁蕾, 蔡伟, 丁健青, 等. 新型冠状病毒感染疫情下的思考. *中国科学: 生命科学*, 2020, 50: 1-11.
- 39 李冰漪. 菜鸟的智慧物流——专访菜鸟网络科技有限公司总裁万霖. *中国储运*, 2017, 7: 20-23.
- 40 任芳, 肖军. 京东强力发展智慧物流. *物流技术与应用*, 2016, 10: 106-109.
- 41 科学中国网. AI推动顺丰智慧物流升级. [http://science.china.com.cn/2017-07/25/content\\_\\\_39054484.htm](http://science.china.com.cn/2017-07/25/content_\_39054484.htm). [2017-07-25]

## Operational Computing for Public Health Emergencies

ZHENG Yu-Jun & CHEN En-Fu & LU Xue-Qin & ZHANG Min-Xia & Yang Jun-Chao & YANG Jun

**Abstract** In the prevention and control of the ongoing outbreak of novel coronavirus pneumonia (COVID-19), the biggest challenge lies not in biomedical research but in public administration, whose bottleneck is the scheduling of public resources. It is important to use modern operational computing technologies to solve various public resource scheduling problems, so as to provide precise decision support for epidemic prevention and control. In this paper, we introduce a set of typical optimization problems, such as medical supplies scheduling, drug use planning, infection detection scheduling, etc., in public health emergencies. Then, we describe the most popular computing methods for solving the above problems. In particular, we summarize our experience of using operations research & computing technologies in Zhejiang Province during the epidemic. Finally, we conclude with some countermeasures and suggestions for future research and applications.

**Keywords** public health emergencies, operations research, optimization, planning and scheduling

**MSC(2010)** 90B99, 90C27