

基于Block Gibbs的航空公司外航服务人员排班算法

卢敏^{*①②③④} 王莉^{①③} 唐菱^{①③}

^①(中国民航大学计算机科学与技术学院 天津 300300)

^②(中山大学机器智能与先进计算教育部重点实验室 广州 510275)

^③(中国民航大学信息技术科研基地 天津 300300)

^④(民航旅客服务智能化应用技术重点实验室 天津 300300)

摘要: 航空公司外航服务人员排班旨在优化员工排班方案以满足外航航班的人员资质需求,并最小化员工总工作时长和兼顾工作时间均衡,其本质是一个面向多任务类型、员工层次资质、白夜班轮换等约束的人员排班问题。现有算法未考虑白夜班轮换强制性约束,制约了它们的应用。为此,该文提出基于Block Gibbs的航空公司外航服务人员排班算法。算法首先设计了数据拷贝技巧以快速建模具有白夜晚班约束的排班问题,然后提出基于Block Gibbs的多员工有放回抽样优化策略。理论分析表明该文算法与基准算法具有同规模的计算复杂度,但却具有更高的抽样效率以加大可行解生成规模和求解速度。与此同时,在国内某大型航空公司外航服务部排班数据集上的实验表明:相比于基准算法,算法在工作总时长、有效工作时长、有效工作时长比例等指标上提升至少0.62%。

关键词: 航班地勤; 人员排班; 吉布斯采样; 层次资质

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)10-2513-08

DOI: 10.11999/JEIT180181

Scheduling Service Staffs for Alien Airlines Using Block Gibbs Sampling

LU Min^{①②③④} WANG Li^{①③} TANG Ling^{①③}

^①(College of Computer Science and Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

^②(Key Laboratory of Machine Intelligence and Advanced Computing, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)

^③(Information Technology Research Base of CAAC, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

^④(Key Laboratory of Intelligent Application Technology for Civil Aviation Passenger Services, Tianjin 300300, China)

Abstract: Scheduling staffs servicing alien airlines aims to yield task-person assignments by covering the required skills and minimizing employee total working hours as well as balancing staffs' workload. Its essence is a personnel scheduling problem constrained by multiple task types, hierarchical skills as well as day and night alternation. The existing algorithms do not consider the constraint of day and night alternation. An algorithm is proposed to address that issue. The proposed algorithm firstly designs a data copy trick to quickly model the issue of staff scheduling constrained by day and night alternation. A novel Block Gibbs sampling technique with replacement is designed to efficiently optimize the formulated problem. Theoretical analysis indicates that the computational complexity of the proposed algorithm is the same scale to that of the baselines, whereas the proposed algorithm gains high sampling efficiency. Experimental results on a real dataset shows the improvement of the proposed algorithm over the existing methods is at least 0.62% in terms of evaluation measures.

Key words: Aircraft ground handling; Staff scheduling; Block Gibbs sampling; Hierarchical skill

收稿日期: 2018-02-09; 改回日期: 2018-07-05; 网络出版: 2018-07-27

*通信作者: 卢敏 lumin@mail.nankai.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61502499), 中国民航科技创新引导基金项目重大专项(MHRD20140105), 中山大学机器智能与先进计算教育部重点实验室开放课题(MSC-201704A), 中央高校基本科研业务费科研专项(3122013C005), 民航旅客服务智能化应用技术重点实验室项目 Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61502499), The Civil Aviation Key Technologies R&D Program of China (MHRD20140105), The Open Project in Key Laboratory of Machine Intelligence and Advanced Computing of the Ministry of Education (Sun Yat-sen University) (MSC-201704A), The Fundamental Research Funds for the Central Universities of China (3122013C005), The Project from Key Laboratory of Intelligent Application Technology for Civil Aviation Passenger Services

1 引言

目前国外航空公司将它们在中国境内的航班地面保障托付于国内航空公司代理。为了确保航班地面保障的质量,外航根据机型和航班计划规定各航班所需的人员资质类别和相应的数量。资质是员工执行航班地面服务的能力。对于给定一周的外航航班计划和员工资质,国内航空公司外航服务部(简称外航服务部)需将员工分配到航班上,以满足所有航班的资质需求,并最大化员工利用率和员工满意度。目前外航服务部工作人员进行手工排班,效率低下且容易排出不满足约束的方案。因此,亟需设计自动、快速且有效的航空公司外航服务人员排班算法。其核心是人员排班,旨在快速有效地将员工分配到任务上^[1],成为企业压缩人力成本的重要手段^[2],被广泛应用于交通^[3]、医疗^[4]、酒店^[5]等,一直是运筹领域的热点研究问题^[6]。

航空公司外航服务人员排班问题本质是一个面向多任务类型、员工层次资质、白夜班轮换约束的人员排班问题。多任务类型是指由于各外航独特的航班地面服务标准,不同外航需要不同的人员资质空间。员工层次资质是指员工教育和经验等因素的差异使得同一资质存在全序关系^[7]。高资质的员工可降级从事低资质的航班。白夜班轮换则强调外航服务部员工一周白天上班而下周夜晚上班。对于24小时需要值班的外航服务部员工而言,白夜班轮换提供了员工较长的工作时差适应期,避免了员工较短时间内交替从事白天和晚上的航班而引起的工作休息时差颠倒和精力不集中等,降低服务质量,甚至引起不必要的工作失误。

直观上可采用面向员工层次资质的排班算法^[8-11]解决外航服务人员排班问题。文献^[8]首先采用启发式算法将所有任务划分到多个任务环上,然后针对每一任务环采用L-shaped算法快速分配员工。文献^[9]提出了基于分支定界的项目人员分配算法,其优化目标除了最小化人员的任务分配量,还包括资质降级代价以惩罚高资质员工从事低资质任务的技能损失。文献^[10]关注人员分配的理论特性——稳定性,并提出了基于列生成的稳定性人员分配算法,其核心求解思路将人员分配建模为混合整数优化问题,然后采用集合封装的思路进行求解。文献^[11]将护士的资质、培训和轮班等约束都纳入到护士排班问题中,并设计了超启发式算法以求解实际问题。上述算法^[8-11]忽略外航服务人员排班问题中白夜班轮换约束,限制了它们的实际应用。

由于第2.2节指出引入白夜班轮换约束将显著增加人员排班的难度,为此本文提出基于Block

Gibbs的航空公司外航服务人员排班算法。算法首先设计数据浅层拷贝技巧以快速有效地建模白夜班轮换约束,并构建混合整数优化问题,然后提出了基于Block Gibbs和回溯机制的多员工有放回抽样优化策略,旨在通过先向任一航班增加 N 名员工后再抽样撤回 $M(M \leq N)$ 名员工的有放回抽样过程,加大可行解搜索规模以快速求解。算法计算复杂度为 $O(\text{迭代次数} \times \text{任务数} \times (\text{人员数} + \text{资质数}))$,而其抽样复杂度则是线性的。在国内某大型航空公司外航服务部排班数据集上的实验结果表明:相比于基准算法,算法在工作总时长和有效工作时长分别缩短了35.1 h和15.6 h,并在任务均衡上提升0.62%,表明了算法的优势。

值得强调的是,已有研究工作^[12-14]也是通过Monte Carlo采样优化人员排班问题。文献^[12]提出基于两阶段抽样的医生分配算法。第1阶段根据任务优先级抽取未被分配的任务,而第2阶段则是针对每一任务抽样员工。文献^[13]在危重病人护理内科病房分配问题增添了软硬约束,并采用蒙特卡洛搜索树技术优化目标函数,其核心优势根据节点的上限置信界以抽样员工或者任务。文献^[14]提出了基于启发式优化和随机优化的两阶段人员分配算法,首先利用启发式算法得到一个确定性的基本解,然后利用Gibbs抽样调整上述基本解。上述算法^[12-14]每次抽样的对象都是单一员工或者任务,抽样规模较小,限制它们随机优化的效率,容易陷入局部极值区域。此外,它们也未考虑外航服务人员排班问题中员工白夜班轮换强制性约束。

本文主要贡献有:(1)针对航空公司外航服务人员排班这一实际问题,提出了基于Block Gibbs的人员排班算法。相比于现有的人工排班方案,本文算法在工作时长、有效工作时长和任务均衡等指标上性能提升比例依次为25.2%、18.3%和21.7%。(2)设计了数据浅层拷贝技巧和基于block Gibbs的有放回抽样,以快速建模和优化传统排班算法未考虑的白夜班轮换强制性约束。算法通过线性抽样产生了指数量级的可行解,满足实际快速排班的需要。(3)由于员工白夜班轮换是需要24 h值班的人员排班问题强制性约束,为此本文算法能够拓展到其他领域应用,如医生或护士排班、呼叫中心人员值班等。

2 主要算法

2.1 符号定义

待排班的一周外航航班计划集为 $\Omega = \{(\Gamma_{ij}, t_{ij}, s_{ij}, e_{ij}, \gamma_{ij}) \mid i = 1, 2, \dots, 7; j = 1, 2, \dots, N_i\}$, 其中

N_i 表示第*i*天需要保障的航班数。 $\Gamma_{ij} \in \{\Gamma^{(1)}, \Gamma^{(2)}, \dots, \Gamma^{(H)}\}$, $t_{ij} \in \{0, 1\}$, s_{ij} , e_{ij} , γ_{ij} 分别表示第*i*天第*j*个航班的航空公司、白夜班属性(1表示白班)、到达时间、起飞时间和资质需求量。集合 $\{\Gamma^{(1)}, \Gamma^{(2)}, \dots, \Gamma^{(H)}\}$ 为航班计划中的*H*家外航。外航 $\Gamma^{(h)}$ 所需的员工资质集为 $\gamma^{(h)} = \{\gamma_1^{(h)}, \gamma_2^{(h)}, \dots, \gamma_{n_h}^{(h)}\}$, 其中 $\gamma_k^{(h)}$ 表示外航 $\Gamma^{(h)}$ 的第*k*种类型资质, 而 n_h 为员工资质类型数。不同航空公司 $\Gamma^{(i)}$ 和 $\Gamma^{(h)}$ 因不同的地面服务标准具有不同的员工资质空间, $\gamma^{(i)} \cap \gamma^{(h)} = \emptyset$ 。员工教育和经验等因素的差异使得同一家外航的员工资质存在全序关系, $\gamma_1^{(h)} \succ \gamma_2^{(h)} \succ \dots \succ \gamma_{n_h}^{(h)}$ 。资质全序关系使得高资质可替代低资质。第*i*天第*j*个航班的员工资质需求量 γ_{ij} 所对应的员工资质集合是 $\gamma^{(\Gamma_{ij})}$ 。

*M*名员工在*H*家外航上的资质集合为 $P = \{p^d(\Gamma^{(h)}) | d=1, 2, \dots, M; h=1, 2, \dots, H\}$ 。 $p^d(\Gamma^{(h)})$ 描述员工*d*在外航 $\Gamma^{(h)}$ 上的资质信息, 其第*k*维 $p^d(\Gamma^{(h)}, k) \in \{0, 1\}$ 表示员工*d*在 $\gamma_k^{(h)}$ 上的资质, 取值为1表示具有资质, 否则表示没有资质。值得强调的是, 员工的层次资质是从高资质向低资质传递的。当员工具有高资质 $\gamma_k^{(h)}$ 时, 也具备所有低资质 $\gamma_{k+1}^{(h)}, \gamma_{k+2}^{(h)}, \dots, \gamma_{n_h}^{(h)}$, 即当 $p^d(\Gamma^{(h)}, k) = 1$, 则 $p^d(\Gamma^{(h)}, k+1) = p^d(\Gamma^{(h)}, k+2) = \dots = p^d(\Gamma^{(h)}, n_h) = 1$ 。

算法的输出变量 $x_{ij}^d \in \{0, 1\}$ 表示员工*d*是否执行第*i*天第*j*个航班, 取值为1表示执行, 否则不执行。

2.2 优化目标及约束

直观上应构建面向动态场景的人员排班优化目标及约束, 统筹考虑工作时长、任务均衡、层次资质、航班误点和天气等。由于实际应用中外航服务部每天平均需要服务的航班数较少, 如实验的真实数据集中每天平均负荷是7个航班, 面向静态的外航服务部人员排班已能满足需要。其核心约束是员工层次资质、多任务类型和白夜班轮换, 而核心目标是 최소화员工总工作时长和工作均衡。虽然每周仅服务几十个航班, 但上述排班过程仍然是一个非常复杂的优化问题, 可行解区域比例接近零, 具体分析见本节最后一段。

由于现有排班算法未考虑白夜班轮换约束, 本文提出数据浅层拷贝技巧以快速建模白夜班轮换约束, 其核心思路是: (1)构建辅助航班计划集 $\Omega' = \{(\Gamma_{ij}, t_{ij}, s_{ij}, e_{ij}, \gamma_{ij}) | i=8, 9, \dots, 14; j=1, 2, \dots, N_i\}$, 其中 $\Gamma_{ij} = \Gamma_{i-7,j}$, $s_{ij} = s_{i-7,j}$, $e_{ij} = s_{i-7,j}$, $\gamma_{ij} = \gamma_{i-7,j}$, $t_{ij} = 1 - t_{i-7,j}$ 。 Ω' 的白天(夜晚)航班集本质上是 Ω 的夜晚(白天)航班集。(2)一个算法能满足白

夜班轮换约束, 当前仅当它给出满足 $\Omega \cup \Omega'$ 资质需求和员工白夜班的方案。其原因是: 假设将员工集拆分成两个不相交的子集 U_1 和 U_2 , 它们能分别执行 $\Omega \cup \Omega'$ 的白天航班集和夜晚航班集, 那么 U_1 在本周和下周应分别保障了 Ω 的白天航班集和 Ω' 的白天航班集。更精确地说, U_1 在本周和下周实际上保障 Ω 的白天和夜晚的航班集。上述推论也适用于 U_2 , 只是与 U_1 白夜班属性相反, 恰好满足白夜班轮换。

基于上述数据浅层拷贝技巧, 算法的优化目标是: 在满足航班集 $\Omega \cup \Omega'$ 上所有航班的人员资质需求和员工白夜班前提下, 最小化所有员工的总工作时长和工作时长均衡。

$$\min_{x_{ij}^d \in \{0,1\}} \sum_{d=1}^M \sum_{i=1}^{14} t_i^d + \lambda \sum_{d=1}^M \left(\sum_{i=1}^{14} t_i^d - \bar{t} \right)^2 \quad (1)$$

$$t_i^d = \max_{j: x_{ij}^d=1} e_{ij} - \min_{j: x_{ij}^d=1} s_{ij} \quad (2)$$

$$\bar{t} = \sum_{i=1}^{14} \sum_{j=1}^{n_i} (e_{ij} - s_{ij}) / \sum_{i=1}^{14} N_i \quad (3)$$

$$\sum_{t_{ij}=1} x_{ij}^d \cdot \sum_{t_{ij}=0} x_{ij}^d = 0, \quad d=1, 2, \dots, M \quad (4)$$

$$\sum_{d=1}^M x_{ij}^d \cdot p^d(\Gamma_{ij}, s) \geq \sum_{t=1}^s \gamma_{ij}(t), \quad i=1, 2, \dots, 14; \\ j=1, 2, \dots, N_i; s=1, 2, \dots, |\gamma_{ij}| - 1 \quad (5)$$

$$\sum_{d=1}^M x_{ij}^d \cdot p^d(\Gamma_{ij}, |\gamma_{ij}|) = \sum_{t=1}^{|\gamma_{ij}|} \gamma_{ij}(t), \quad i=1, 2, \dots, 14; \\ j=1, 2, \dots, N_i \quad (6)$$

解释式(1)–式(6)的物理含义。式(1)为优化目标, 折中两周内员工总工作时长和工作负荷均衡, $\lambda \geq 0$ 为折中因子。式(2)指出员工*d*在第*i*天工作时长 t_i^d 等于员工*d*在第*i*天最早航班开始时间与最晚航班结束时间的间隔。式(3)给出员工两周平均工作时长。式(4)表明任何员工只能选择白天或夜晚的航班。式(5), 式(6)强调满足航班的各资质需求, 并考虑员工层次资质的序关系, 即高资质员工可替代低资质员工。式(6)强调航班的员工分配数应恰等于航班的人员需求数, 防止航班被分配多余员工而引发人力资源浪费和员工间抱怨。

式(1)–式(6)是0-1混合整数非线性优化问题, 可行解区域比例远小于 $2^{-M \times N}$, 导致现有算法采用的遗传算法、分支限界法和列生成技术^[15]等都不再

适用, 其中 N 是一周航班计划 Ω 中的航班数, 而 M 是员工数。为了验证上述观点, 仅以式(4)中白夜班轮换约束为例进行说明。第2.2节第2段的数据拷贝技巧指出实际待排班的航班数为 $2N$, 其中白天和夜晚的航班数都是 N 。理论上每名员工对各航班有两种选择, 为此解的总规模是 $(2^{2N})^M$, 而实际上白夜班轮换约束要求每名员工只能选择白天或者夜晚的航班, 为此满足白夜班轮换约束的可行解规模为 $(2^N)^M$, 可行解比例为 $2^{-M \times N}$ 。当进一步引入式(5), 式(6)的航班人员资质需求约束, 可行解比例会更小甚至趋近零, 尤其是当 M, N 取值较大。实验中 $M = 39, N = 49$ 。

2.3 基于Block Gibbs有放回抽样的优化

本文提出基于Block Gibbs有放回抽样算法以快速求解式(1)–式(6), 见表1的算法1。算法1首先利用算法2快速得到满足式(4), 式(5)的初始输入, 其次采取回溯机制确定员工 d 的白夜班类型 y^d , 然后针对与员工 d 具有相同白夜班类型的每一个航班, 分别采用Block Gibbs抽样进行 K 名员工有放

回抽样。上述有放回抽样不仅保证了式(6)约束成立, 而且通过同时交换 $2K$ 名员工的任务分配, 产生规模为 2^{2K} 的候选抽样集, 使得算法1能更容易抽样更好可行解。由于抽样概率反比于式(1)的目标函数, 上述抽样会导致目标函数快速减小和收敛。然而, 基于Monte Carlo的基准算法^[12-14]每次只对 x_{ij}^d 进行抽样, 仅有两种候选。

2.4 基于Block Gibbs的初始解快速生成

由于算法1的运行时间严重依赖于满足式(4)–式(6)的初始可行解, 为此采用表2的算法2快速生成初始解, 其核心思路是将原始问题中约束式(4)还作为约束, 而式(5), 式(6)则转化为优化目标。此时优化目标见式(7), 式(8), 是原始优化问题式(1)–式(6)的简略版, 仍可借助Block Gibbs进行快速求解。

$$\max_{x_{ij}^d \in \{0,1\}} \sum_{i=1}^{2n} \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^{|\gamma_{ij}|} \min \left(\sum_{d=1}^M x_{ij}^d \cdot p^d(\Gamma_{ij}, k), \sum_{t=1}^k \gamma_{ij}(t) \right) \quad (7)$$

$$\sum_{t_{ij}=1} x_{ij}^d \cdot \sum_{t_{ij}=0} x_{ij}^d = 0, \quad d = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

式(7)内min函数对比航班资质的分配量与需求

表1 算法1: 基于Block Gibbs的航空公司外航服务人员排班算法

输入:	任务集 Ω ; 员工资质集 P ; 折中因子 λ ; 迭代次数 L ; 退火温度 T ; 衰减因子 β ; block大小 K
输出:	航班-员工分配 $\{x_{ij}^d\}$
(1)	采用第2.2节数据拷贝技巧构造辅助任务集 Ω'
(2)	利用第2.4节算法2产生松弛初始解 $\{x_{ij}^d\}$
(3)	for iter = 1, 2, ..., L
(4)	for $d = 1, 2, \dots, M$
(5)	设 $\forall i, j, x_{ij}^d = 0$ 以移除员工 d 任务分配集
(6)	抽样员工 d 白夜班属性 $y^d \sim \text{Berp}(N_0/N)$ // N_0, N 表示任务集中白天航班数和总航班数
(7)	foreach task $l_{ij} \in \Omega \cup \Omega'$
(8)	if (式(5)或式(6)不满足) then $x_{ij}^d = 1, y^d = t_{ij}$ // 确认员工 d 的白夜班类型 y^d
(9)	else $x_{ij}^d \sim \text{Pr}(\cdot x^{-d}, x_{-ij}^d, y) \propto \text{boolean of eqn(5)}$ /value of eqn(1) // 抽样员工航班分配
(10)	$U = \{d x_{ij}^d = 1, d = 1, 2, \dots, M\},$ $U^c = \{d x_{ij}^d = 0, y^d = t_{ij}\}$
(11)	$K^c = U^c (\text{randperm}(U^c , K)), \forall d \in K^c,$ $x_{ij}^d = 1$, // 向某一航班增加 K 名员工
(12)	$KU = K^c \cup U (\text{randperm}(K^c \cup U , K))$ // 向某一航班抽回 K 名员工
(13)	$x^{\text{new}} \sim \text{Pr}(x_{ij}^d = 0, d' \in KU x^{-d'}, y)$ $\propto \text{boolean of eqn(5)/value of eqn(1)}$
(14)	采用模拟退火算法控制可行解 x^{new} 的接受或拒绝
(15)	$T = T \times \beta$

表2 算法2: 基于Block Gibbs的初始解优化算法

输入:	任务集 Ω ; 员工资质集 P ; 迭代次数 L ; 退火温度 T ; 衰减因子 β ; block大小 K
输出:	航班-员工分配 $\{x_{ij}^d\}$
(1)	初始化 $y^1, y^2, \dots, y^M = 0$
(2)	for iter = 1, 2, ..., L
(3)	for $d = 1, 2, \dots, M$
(4)	设 $\forall i, j, x_{ij}^d = 0$ 以移除员工 d 任务分配集
(5)	抽样员工 d 白夜班属性($\text{new } y^d, \text{new } x^d$) $\sim$ $\text{Pr}(y^d, x_{ij}^d = I[y^d == t_{ij}] y^{-d}, x) \propto \text{value of eqn(7)}$
(6)	if (eqn(7)等于 $\sum \gamma_{ij}(t)$) return $\{x_{ij}^d\}$ // 得到满足约束的松弛解
(7)	采用模拟退火算法控制可行解 $\text{new } x^d$ 的接受或拒绝
(8)	$U = \{h y_d = y_h, h = 1, 2, \dots, M\},$ $U^c = \{h y_d \neq y_h, h = 1, 2, \dots, M\}$
(9)	$K^c = U^c (\text{randperm}(U^c , K))$
(10)	$KU = K^c \cup U (\text{randperm}(K^c \cup U , K))$ $\propto \text{value of eqn(7)}$
(11)	$\text{new } x^d = ((U^c \cup U) \setminus KU) \cup \{y_h = y_d h \in KU\}$
(12)	采用模拟退火算法控制可行解 $\text{new } x^d$ 的接受或拒绝
(13)	$T = T \times \beta$

量。当所有航班满足资质需求，式(7)具有最大值 $\sum \gamma_{ij}(t)$ ，否则人员需求量不够。上述问题本质上是人员需求量预测问题。为了更加快速求解，进一步假设员工参加与其白/夜班属性相同的所有航班，问题参数规模由原始 $M \sum N_i$ 退化为 M ，缩减了抽样次数。

3 理论分析

3.1 计算复杂度分析

算法1内层循环的计算复杂度包括：(1)员工白/夜班类型抽样涉及检查所有航班的资质，计算复杂

度为 $O(N \times \max |\gamma^k|)$ ，其中 N 是航班数， $\max |\gamma^k|$ 为所有航班最多的资质数。(2)员工航班分配的抽样过程中需计算目标函数式(1)，涉及员工的代价计算，但可通过预先存储所有员工的代价和更新当前员工的代价快速得到，复杂度为 $\Theta(N)$ 。(3)员工间交换航班的计算复杂度为 $\Theta(N \times M \times K)$ 。此外，算法2计算复杂度是 $O(L \times N \times \max |\gamma^k|)$ ，其中 L 是最大迭代次数。为此，算法总计算复杂度 $O(L \times N \times (M \times K + \max |\gamma^k|))$ 。与基准算法对比见表3。从对比结果中可看出本文提出的算法与基准算法具有同级别的计算复杂度。

表 3 计算复杂度对比

算法	计算复杂度
本文算法	$O(L \times N \times (M \times K + \max \gamma^k))$
Optimizing staff scheduling by Monte-Carlo simulation ^[13]	$O(L \times N \times M \times \max \gamma^k)$
Constraint staff scheduling using monte carlo tree search ^[14]	$O(L \times N \times M \lg M \times \max \gamma^k)$
A simulation approach for re-assigning of personnel ^[15]	$O(L \times N \times M \times \max \gamma^k)$

3.2 可行解生成效率分析

算法1内层循环抽样包括：首先进行一次员工白/夜班类型的抽样，然后针对与员工白/夜班属性相同的各航班进行两次抽样，分别是 d 是否保障航班 l_{ij} (见算法1的步骤(9))，以及进行 K 名员工在同一航班上有放回抽样 (见算法1的步骤(10)一步骤(12))。假设与员工 d 具有相同白/夜班属性的员工数为 M_d ，航班 l_{ij} 所需人员数为 M_{ij} 。算法1单次迭代抽样次数是 $2N + 1$ ，可行解规模为

$$\prod_{i=1}^{14} \prod_{j=1, t_{ij}=y^d}^{n_i} \left(2 + C(M_d - M_{ij}, K) \times C(M_{ij} + K, K) \right)$$

其中， $C(M_d - M_{ij}, K)$ 为从 $M_d - M_{ij}$ 中选取 K 个元素的组合数。

表4对比了基于Monte Carlo的人员排班算法可行解生成效率。从表4可看出本文算法与基准算法具有同级别的抽样规模，但却取得更大规模的可行解，因为当 $K = 0$ 时，也即本文算法不采用Block Gibbs进行员工交换的抽样，算法就退化为传统的

Monte Carlo抽样，与它们具有相同的可行解生成规模。

4 实验及分析

在国内某大型航空公司外航服务部的排班数据集进行实验。实验目标包括：(1)与基准算法进行性能对比；(2)算法收敛分析；(3)折中因子 λ 、迭代次数 L 、退火温度 T 和衰减因子 β 的影响评估。

4.1 实验设置

(1)实验数据：实验数据集来源于国内某大型航空公司的外航服务部，由一周的外航航班计划和员工信息表构成，其目标是将39名员工分配到KE、SU和GA等10家外航的49个航班，为航班提供离港系统的值机服务。

航班计划一行是一个航班，数据示例见表5。航班属性包括：星期、航班号、白/夜班、到岗(或开始)时间、起飞(或结束)时间、所需的组长人数、所需的控制人员数和所需的普通员工数。员工信息表一行是一员工在10家外航的资质，数据示例见表6。采用3表示组长资质，2表示控制人员资

表 4 与基于Monte Carlo的基准算法对比可行解生成效率

算法	抽样次数	可行解生成规模
本文算法	$L \times M \times (2N + 1)$	$\prod_{d=1}^M \prod_{i=1}^{14} \prod_{j=1, t_{ij}=y^d}^{n_i} (2 + C(M_d - M_{ij}, K) \times C(M_{ij} + K, K))^L$
Optimizing staff scheduling by Monte-Carlo simulation ^[13]	$L \times M \times N$	$2^{L \times N \times M}$
Constraint staff scheduling using monte carlo tree search ^[14]	$L \times M \times N$	$2^{L \times N \times M}$

表5 航班计划表数据示例

星期	航班号	白/夜班	到岗时间	起飞时间	组长数	控制员工数	普通员工数
1	PK852	1	5:30	8:15	1	3	2
1	J2067	1	5:30	6:30	0	1	0
1	SU205	1	8:00	11:39	1	3	5
1	JS152	1	8:45	12:00	0	3	0

表6 员工资质信息表数据示例

姓名	KE	SU	GA	PK	J2	IR	7C	VN	JS	LH
李仁骥	0	3	3	3	3	3	0	3	3	1
黄芳	0	2	2	2	2	2	0	2	2	1
张华冰	0	2	2	2	2	2	0	2	2	1
孔清钺	0	2	2	2	2	2	0	2	2	2
李健	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1

质, 1表示普通员工资质, 而0表示没有资质。资质间存在全序关系, 组长资质级别最高, 且不同外航的员工资质不同。

(2)评价指标: 从工作时长WH、有效工作时长EH、有效工作时长比例EP、任务均衡WB以及运行时间RT等角度, 检验本文算法的性能。

$$WH = \frac{1}{M} \sum_{d=1}^M \sum_{i=1}^{14} t_i^d \quad (9)$$

$$EH = \frac{1}{M} \sum_{d=1}^M \sum_{i=1}^{14} \sum_{x_{ij}^d=1}^{n_i} (e_{ij} - s_{ij}) \quad (10)$$

$$EP = \frac{1}{M} \sum_{d=1}^M \frac{1}{D_d} \sum_{i=1}^{2n} \frac{1}{t_i^d} \sum_{x_{ij}^d=1}^{n_i} (e_{ij} - s_{ij}) \quad (11)$$

其中, 员工 d 的工作天数 $D_d = \sum_{i=1}^{14} I \left[\sum_{j=1}^{n_i} x_{ij} \geq 1 \right]$ 。

$$WB = \frac{1}{M} \sum_{d=1}^M \left(\sum_{i=1}^{2n} t_i^d - \bar{t} \right)^2 \quad (12)$$

(3)参数设置: 算法有5个参数需要人工预先设置, 分别是: (1)员工总工作时长工作时间均衡的折中因子 $\lambda \geq 0$; (2)算法迭代次数 L ; (3)模拟退火温度 T ; (4)温度衰减因子 β ; (5)有放回抽样大小 K 。实验过程中 $\lambda = 0, 0.05, 0.40, 0.80, 1.00, L = 200, 300, 400, T = 10, 50, 100, 500, 1000, \beta = 0.70, 0.80, 0.90, 0.95, 0.99$ 和 $K = 1$ 。

(4)基准算法: 为了描述简便性, 将本文算法简称为BG。进行性能比较的基准算法包括: (1)现有人工排班方案, 简称MA(Manual Allocation), 其本质是大型航空公司外航服务部提供的一份历史

排班结果表, 是外航服务部工作人员根据经验手工生成。手动排班规则包括满足白夜班轮换和航班资质需求的约束, 减少员工总工作时长。(2)基于Branch-and-Price的员工层次资质排班^[13], 简称BP。(3)基于Monte Carlo的人员排班^[14], 简称MC。(4)基于Monte Carlo Tree Search的员工排班^[15], 简称MCTS。

4.2 实验结果

算法运行硬件环境是Intel(R) Xeon® E5-2680, 2.80 GHz主频, 内存为6G的计算机。对于采用Monte Carlo抽样的求解算法, 包括BG、MC和MCTS, 算法一次运行实验结果具有一定的随机性, 为此算法在相同参数下运行100次, 并将100次性能的平均值作为最终性能。实验对比见表7, 其中本文算法BG是在 $L = 200, T = 100, \beta = 0.99$ 和 $\lambda = 0.05$ 的实验性能。相比于基准算法, 本文算法BG在工作时长、有效工作时长、有效工作时长比例的提升依次为1.9%, 0.9%和0.62%, 而在任务均衡取得相当的性能。

表7 实验对比

算法	WH (h)	EH (h)	EP (%)	WB
MA	60.6	53.5	90.8	185.9
BP	46.2	44.1	96.6	141.2
MC	50.1	47.5	94.8	155.8
MCTS	48.7	46.4	96.7	146.7
BG ($\lambda=0.05$)	45.3	43.7	97.3	145.5

值得强调的是, (1)上述性能提升比例表明了本文算法在工作时长、有效工作时长、有效工作时长比例等指标上同时优于4个基准算法, 而在工作任务均衡指标上性能相当。(2)上述比例是相比4个基准算法的性能提升比例的最少值, 突出了本文算法的性能优势。例如在工作时长上, 相比于基准算法MA, BP, MC和MCTS, 本文算法提升的比例依次为25.25%, 1.95%, 9.58%和6.98%。(3)直观上算法性能提升的比较较小, 但是当将提升比例转化为工作时长, 算法的性能优势比较明显。相比4个基准算法, 算法在工作总时长和有效工作时长分别缩

短了35.1 h和15.6 h。如果按数据集中一个航班的默认地面服务时间为3 h折算所缩短的工作时长，那么两周内算法相当减少了11.7个航班的地面服务。

4.3 实验分析

本节旨在分析相比于基准算法，本文提出的算法为什么能够取得更好的性能。相比于基准算法MC^[14]和MCTS^[15]，本文算法不再关注单个员工的任务分配抽样，而是采用Block Gibbs执行多个员工在同一任务替换抽样，增加了可行解产生规模以更利于寻找更优可行解。具体理论分析见第3.2节。

相比于BP^[13]，MC和MCTS，本文的优化目标要求航班的分配量必须等于需求量(见式(4))，并通过等量大小的有放回抽样保证上述等号约束的成立，而BP、MC和MCTS为了更好优化求解，提供的是大于或者等于约束，导致分配结果中出现部分航班多分配员工，增加了不必要的工作时长。

4.4 算法收敛特性及参数分析

(1)算法收敛性分析：由于本文算法是通过随机抽样产生可行解，为此需要检验算法的收敛性。具体而言，(a)算法在一次运行过程中内部迭代求解是否收敛，即随着迭代次数增加，检验目标函数取值变化趋势。(b)算法多次运行是否平稳，即算法运行1次和运行多次的实验结果差异性。算法收敛特性分析 $\lambda = 0$ ， $L = 400$ ， $T = 100$ 和 $\beta = 0.99$ 进行。实验分析见图1。从图1(a)可看出算法在前40轮迭代时WH、EP和WB极剧变化，在第80次迭

代时已接近平稳。从图1(b)可得知多次运行结果很接近，表明了算法稳定性。

(2)参数影响评估：折中因子 λ 的影响评估见表8。其实验是在 $L = 200$ ， $T = 100$ 和 $\beta = 0.99$ 进行的。当 $\lambda = 0$ 时，算法具有最小员工总工作时长，但却有着最大的工作任务均衡，其原因是出现具备资质多的员工多执行航班，而资质少的员工却做很少任务。随着 λ 取值越大，任务均衡WB减少，但却增加了总工作时长WH。

模拟退火温度 T 的影响分析见表9，其实验是在 $L = 200$ ， $\lambda = 0$ 和 $\beta = 0.99$ 前提下进行的。温度 $T = 10$ 产生可行解的性能明显低于 $T = 50, 100, 500, 1000$ 时的可行解，其原因是：模拟退火模型允许算法接受目标函数取值低于当前解的新可行解，其概率正比于 $\exp(-1/T)$ 。温度 T 越高，新可行解接受概率越高，使得算法较易跳出局部极小值点。 $T = 50, 100, 500, 1000$ 产生的可行解在评价指标上的性能差异不大。

衰减因子 β 的实验分析是在 $L = 200$ ， $\lambda = 0$ 和 $T = 100$ 下开展，实验结果见表10。从表10可发现不同 β 产生的可行解在WH、EP和RT等指标上性能大抵相当。

5 结束语

针对航空公司外航服务部人员排班的实际问题，本文提出基于Block Gibbs的航空公司外航服

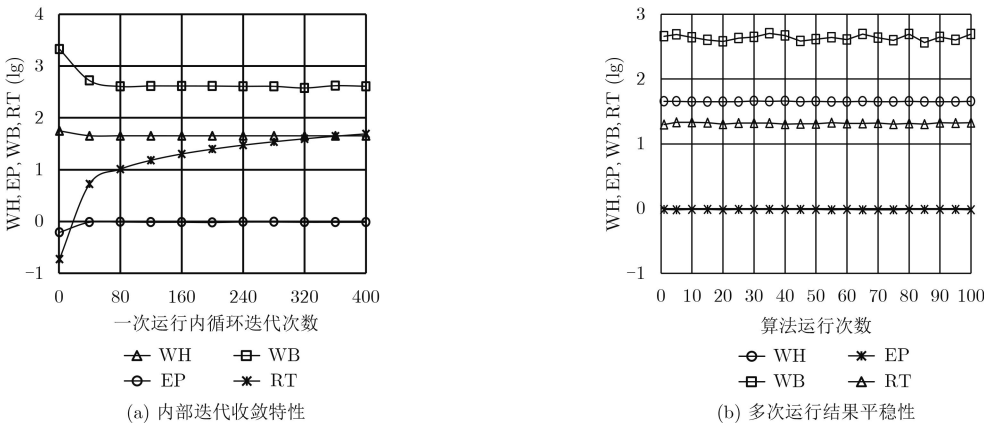


图 1 算法收敛特性和稳定性分析

表 8 折中因子 λ 影响

算法	WH (h)	EH (h)	EP (%)	WB	RT (s)
BG ($\lambda=0$)	45.1	43.1	96.7	424.6	20.9
BG ($\lambda=0.05$)	45.3	43.7	97.3	145.5	18.7
BG ($\lambda=0.40$)	45.6	43.9	97.1	137.7	18.2
BG ($\lambda=0.80$)	45.6	44.0	97.2	131.5	24.8
BG ($\lambda=1.00$)	45.6	43.9	97.0	131.5	24.2

表 9 模拟退火温度 T 影响分析

T	WH (h)	EH (h)	EP (%)	WB	RT (s)
0	45.77	42.77	96.53	473.51	27.66
50	44.97	43.29	97.17	439.60	27.12
100	44.97	42.95	97.12	422.26	26.24
500	44.99	42.97	96.37	427.88	27.27
1000	44.94	42.92	96.38	380.80	25.51

表 10 温度衰减因子 β 影响分析

β	WH (h)	EH (h)	EP (%)	WB	RT (s)
0.70	44.90	43.19	96.85	403.86	26.50
0.80	44.98	42.60	96.02	417.24	27.47
0.90	45.00	43.15	96.78	429.66	25.61
0.95	45.01	42.78	96.00	442.08	28.30
0.99	44.92	43.58	97.31	389.05	26.94

务人员排班算法。算法首先提出数据拷贝技巧以建模白夜班轮换约束,然后构建了基于Block Gibbs的初始解优化算法以快速得到满足航班资质约束和白夜班轮换约束的松弛可行解。在此基础上,进一步提出基于Block Gibbs有放回抽样的快速迭代求解。算法时间及空间复杂度都是多项式,却能通过线性次数的抽样产生指数级别的可行解。在国内某大型航空公司外航服务部的排班数据集上实验结果表明:相比于基准算法,算法在工作总时长、有效工作时长、有效工作时长比例等指标上提升至少0.62%。后期研究可围绕基于班型的人员排班开展研究,以班作为任务分配的单元。

参 考 文 献

- [1] BERGH J, BELIËN J, and BRUECKER P. Personnel scheduling: A literature review[J]. *European Journal of Operational Research*, 2013, 226(3): 367–385. doi: [10.1016/j.ejor.2012.11.029](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.11.029).
- [2] ERNST A T, JIANG H, and KRISHNAMOORTHY M. Staff scheduling and rostering: A review of applications, methods and models[J]. *European Journal of Operational Research*, 2004, 153(1): 3–27. doi: [10.1016/S0377-2217\(03\)00095-X](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00095-X).
- [3] KHOSRAVI A K, TAMANNAEI T, and REISI-NAFCHI M. A comprehensive approach for railway crew scheduling problem[J]. *International Journal of Transportation Engineering*, 2017, 4(3): 197–210. doi: [10.22119/IJTE.2017.43836](https://doi.org/10.22119/IJTE.2017.43836).
- [4] RAHIMIAN E, AKARTUNALI K, and LEVINE J. A hybrid integer and constraint programming approach to solve nurse rostering problems[J]. *Computers & Operations Research*, 2017, 82: 83–94. doi: [10.1016/j.cor.2017.01.016](https://doi.org/10.1016/j.cor.2017.01.016).
- [5] FUJITA K, MURAKAMI K, and AMASAKA K. A shift scheduling model introducing non-regular employees for hotel restaurants[J]. *Journal of Japanese Operations Management and Strategy*, 2016, 6(1): 17–33. doi: [10.20586/joms.6.1_17](https://doi.org/10.20586/joms.6.1_17).
- [6] BRUECKER P D and BURKE E. Personnel scheduling: Models and complexity[J]. *European Journal of Operational Research*, 2011, 210(3): 467–473. doi: [10.1016/j.ejor.2010.11.017](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.11.017).
- [7] RESTREPO M I, ENDRON B, and ROUSSAUB M. A two-stage stochastic programming approach for multi-activity tour scheduling[J]. *European Journal of Operational Research*, 2017, 262(2): 620–635. doi: [10.1016/j.ejor.2017.04.055](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.04.055).
- [8] WALTER M and ZIMMERMANN J. Minimizing average project team size given multi-skilled workers with heterogeneous skill levels[J]. *Computers & Operations Research*, 2016, 70: 163–179. doi: [10.1016/j.cor.2015.11.011](https://doi.org/10.1016/j.cor.2015.11.011).
- [9] BRUECKER P, BERGH J, BELIËN J, et al. Workforce planning incorporating skills: state of the art[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 243(1): 1–16. doi: [10.1016/j.ejor.2014.10.038](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.10.038).
- [10] FIRAT M, BRISKORN D, and LAUGIER A. A Branch-and-Price algorithm for stable workforce assignments with hierarchical skills[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 251(2): 676–685. doi: [10.1016/j.ejor.2015.11.039](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.11.039).
- [11] SMET P, BILGINL B, DE CAUSMAECKER P, et al. Modelling and evaluation issues in nurse rostering[J]. *Annals of Operations Research*, 2014, 218(1): 303–326. doi: [10.1007/s10479-012-1116-3](https://doi.org/10.1007/s10479-012-1116-3).
- [12] SCIPIONE D, SULLIVAN F, ZAVADSKY V, et al. Optimizing staff scheduling by Monte-Carlo simulation[C]. *Proceedings of the Annual Symposium on Computer Application in Medical Care*, Washington D.C, USA, 1992: 678–681.
- [13] CHENG C C, CARVE N, and RAHIMI S. Constraint based staff scheduling optimization: Using single player Monte Carlo tree search[C]. *Proceedings of the 16th International Conference on Artificial Intelligence*, Las Vegas, USA, 2014: 633–638.
- [14] ZULCH G, ROTTINGER S, and VOLLSTED T. A simulation approach for planning and re-assigning of personnel in manufacturing[J]. *International Journal of Production Economics*, 2004, 90(2): 265–277. doi: [10.1016/j.ijpe.2003.11.008](https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2003.11.008).
- [15] GÉRARD M, CLAUTIAUX F, and SADYKOV R. Column generation based approaches for a tour scheduling problem with a multi-skill heterogeneous workforce[J]. *European Journal of Operational Research*, 2016, 252(3): 1019–1030. doi: [10.1016/j.ejor.2016.01.036](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.01.036).

卢 敏: 男, 1985年生, 讲师, 研究方向为机器学习、凸优化。

王 莉: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为智能信息处理。

唐 菱: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为数据挖掘。