doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2026.03.015

基于膜计算粒子群算法的多目标护理排班问题研究

李　梦[1],神显豪[2],付国庆[3]

(1.河北医科大学第二医院,河北 石家庄 050000)
(2.桂林理工大学物理与电子信息工程学院,广西 桂林 541004)
(3.燕山大学信息科学与工程学院,河北 秦皇岛 066004)

[**摘要**]　护理排班问题是一个复杂的多目标组合优化问题,需要同时优化多个相互冲突的目标,如护士工作负荷均衡性、班次偏好满足度、连续工作天数控制以及人力成本等. 传统优化方法在处理此类问题的规模和多目标特性时常面临挑战. 针对多目标护理排班问题的特点,提出了一种基于膜计算思想的改进粒子群优化算法(membrane computing-based particle swarm optimization,MCPSO). 将膜计算的结构化组织、并行演化及信息传递机制引入粒子群优化框架. 核心思想是利用膜结构对粒子种群进行分区管理,在不同膜空间内实施差异化的进化策略,并通过膜间通信规则促进不同子种群间优质解信息的交流与共享. 这种结构旨在增强算法在复杂解空间中的全局探索能力和局部开发能力,同时提升解的多样性和分布性,以更有效地逼近多目标问题的帕累托前沿. 实验结果表明,所提出的 MCPSO 算法在求解多目标护理排班问题上表现出良好的可行性和适应性,为求解复杂的多目标护理排班问题提供了一种融合膜计算思想的新思路.

[**关键词**]　膜计算,粒子群优化算法,护理排班,多目标组合优化
[**中图分类号**]TP391　[**文献标志码**]A　[**文章编号**]1001-4616(2026)03-0137-09

Research on Multi-Objective Nursing Shift Scheduling Based on Membrane Computational Particle Swarm Algorithm

Li Meng[1],Shen Xianhao[2],Fu Guoqing[3]

(1.The Second Hospital of Hebei Medical University,Shijiazhuang 050000,China)
(2.School of Physics and Electronic Information Engineering,Guilin University of Technology,Guilin Guangxi 541004,China)
(3.School of Information Science and Engineering,Yanshan University,Qinhuangdao 066004,China)

Abstract: Nursing scheduling is a complex multi-objective combinatorial optimization problem that requires the simultaneous optimization of multiple conflicting objectives,such as nurse workload balance,shift preference satisfaction,control of consecutive working days,and labor costs. Traditional optimization methods often face challenges when dealing with the scale and multi-objective nature of such problems. This study addresses the characteristics of multi-objective nursing scheduling problems by proposing an improved particle swarm optimization algorithm based on membrane computing (Membrane Computing-based Particle Swarm Optimization, MCPSO). This algorithm incorporates the structured organization,parallel evolution,and information transmission mechanisms of membrane computing into the particle swarm optimization framework. The core idea is to use membrane structures to partition and manage the particle population,implement differentiated evolutionary strategies in different membrane spaces,and promote the exchange and sharing of high-quality solution information among different sub-populations through inter-membrane communication rules. This structure aims to enhance the algorithm's global exploration and local exploitation capabilities in complex solution spaces,while improving solution diversity and distribution to more effectively approximate the Pareto front of multi-objective problems. Experimental results demonstrate that the proposed MCPSO algorithm exhibits good feasibility and adaptability in solving multi-objective nursing scheduling problems. This study provides a new approach that integrates membrane computing concepts for addressing complex multi-objective nursing scheduling problems.

Key words: membrane calculation, particle swarm optimization algorithm, nursing shift scheduling, multi-objective combinatorial optimization

收稿日期:2025-07-08.
基金项目:国家自然科学基金资助项目(62362017).
通讯作者:李梦,主管护师,研究方向:人工智能与大数据,护理医学. E-mail:330389465@qq.com

护理排班问题是医疗运营管理中的关键挑战,其核心是在满足法律法规、技能匹配、最低人力配置等硬性约束条件下,同时优化多个相互冲突的目标[1],如最大化护士班次偏好满意度、最小化工作负荷不均衡度、控制连续夜班天数以及降低人力成本等. 该问题具有高维度、强约束、离散解空间及多目标相互冲突等特性,被证明属于 NP-hard 难题[2]. 传统的精确方法在面对实际规模的问题时,常因计算复杂度爆炸而难以在合理时间内获得可行解[3];基于规则的启发式方法虽计算效率较高,但其解的质量和多样性往往难以保证,且泛化能力有限[4]. 相关工作表明,智能优化算法因其在处理复杂约束和多重目标方面的灵活性,已成为求解护理排班问题的主流方法.

近期,多目标护理排班问题的研究取得了新的进展. 例如,胡廉民等[5]采用基于遗传算法(genetic algorithms,GA)和可变邻域搜索算法 VNS 的混合策略对护士排班问题进行了求解. 然而,GA 存在收敛速度较慢、易陷入局部最优以及参数调优复杂等问题. Turhan 等[6]结合了数学规划与模拟退火算法(simulated annealing,SA)来提升解的质量. Ramli 等[7]利用粒子群优化算法(particle swarm optimization,PSO)解决护士排班问题中的公平性问题. 然而,标准 PSO 在处理多目标问题时面临显著挑战:其单一群体结构和基于个体历史最优与群体最优的更新机制容易导致种群多样性迅速丧失. 为克服此缺陷,部分研究尝试改进策略,例如:引入外部存档机制保存非劣解;结合非支配排序与拥挤距离计算以维持解集多样性;或将 PSO 与分解策略相结合. 这些改进虽取得了一定成效,但在处理护理排班这类具有复杂约束、多峰值解空间的问题时,其群体结构的单一性仍限制了算法对解空间的充分探索和开发,解集的分布性和收敛性仍有提升空间.

尽管如此,上述这些方法在应对护理排班问题高维度、多峰值且约束复杂的解空间时,仍在全局探索与局部开发的平衡、种群多样性的维持以及算法结构的灵活性方面存在局限性. 在此背景下,膜计算(membrane computing,MC)作为一种受生物细胞启发的分布式并行计算模型,其独特的结构化组织、并行演化及信息传递机制为解决上述挑战提供了新范式[8]. 已有初步研究探索了膜计算框架与进化算法的结合,例如将其应用于车间调度问题[9],证明了其通过结构化分区和并行协同演化在提升算法全局探索能力和维持种群多样性方面的潜力. 特别值得注意的是,护理排班问题本质上具有天然的“区室化”特征(如不同科室、不同班次类型、不同技能等级的护士组),这与膜系统的层次化膜结构高度契合. 然而,将膜计算的思想深度融入 PSO 框架,并系统性地应用于求解多目标护理排班问题的研究,目前尚未得到深入探索. 针对上述研究空白与不足,本文提出一种新型的基于膜计算的粒子群优化算法.

本研究的主要贡献在于首次将膜结构与 PSO 框架深度融合,设计了分层膜系统以支持差异化搜索策略. 其次,引入了基于非支配排序与拥挤距离的膜间通信机制,有效维持种群多样性. 最后,针对护理排班问题设计了多目标归一化与约束处理策略,提升了解的可行性与分布性. 设计了一种嵌套式分层膜结构,将总种群划分为多个子种群并置于不同膜区域中,实现了种群的物理分区管理;在不同膜区域内实施差异化的进化策略,例如采用自适应的惯性权重调整机制、不同的学习因子设置或引入特定的变异操作算子,以增强局部开发能力;建立了基于非支配排序和拥挤距离的膜间通信规则,周期性地在膜间迁移高质量、高多样性的非劣解个体,促进子种群间的优质信息交流与协同进化;结合护理排班问题特性,设计了高效的约束处理机制和目标归一化方法.

为验证 MCPSO 算法的有效性与优越性,本研究采用领域内广泛认可的标准公开护理排班数据集 NSPLib 数据集构建多目标优化模型. 该数据集包含了典型医院的护士数量、技能等级、班次类型、需求覆盖规则以及偏好约束等核心要素,具有公认的代表性和基准测试价值. 在实验设计中,选取了当前主流的多目标优化算法作为基准对比模型,基于公开数据集的系统实验结果表明,所提出的 MCPSO 算法在求解该多目标护理排班问题时具有可行性,并在关键指标上展现出稳定的性能,这表明 MCPSO 能够为复杂护理排班问题提供一组更均匀分布且整体质量更优的候选解集,为该领域的研究提供了一种具有潜力的新思路,同时也为后续算法的公平比较提供了基于公开基准的实验基础. 实验结果也揭示了算法在收敛速度等方面的局限性,指明了未来改进的方向.

1 相关理论

1.1 膜计算

膜计算,又称 P 系统(P Systems),是一种受生物细胞结构与功能启发而建立的分布式并行计算模

型. 该理论核心思想是将生物膜的分层区室化结构、物质在膜内的演化规则以及膜间信息传递机制抽象为形式化的计算框架[10].

膜系统的计算过程通过多重集的重写与跨膜通信实现,具有非确定性和极大并行性. 规则主要分为三类:

①演化规则:形式为 $u\to v$,其中 u 是输入多重集,v 是输出描述. 例如,$ca\to cb$ 表示在催化剂 c 存在时对象 a 转化为 b.

②膜操作规则:包括膜溶解、膜分裂和膜创建. 这类规则动态改变膜结构,是实现空间扩展的关键.

③通信规则:对象通过指令在膜间迁移. 在类组织膜系统中,膜结构为图而非树,通信通过通道规则实现.

膜系统的计算能力已被证明等价于图灵机. 通过膜分裂操作,系统可指数级扩展计算空间,从而在多项式时间内求解 NP 完全问题[11].

根据生物结构抽象层次,膜系统分为三类:类细胞模型(Cell-like P systems):膜结构为树形嵌套层次(如真核细胞的细胞器结构),计算通过区域间父子膜通信完成;类组织模型(Tissue-like P systems):膜结构为无向图,模拟组织内细胞间的通信网络,适用分布式优化问题(如路径规划);类神经模型(Neural-like P systems):膜结构为有向图,模拟神经元脉冲传递,用于时序逻辑计算[12].

膜计算本质是多重集重写系统的并行迭代. 设区域 i 在时刻 t 的多重集为 M_i^t,规则应用后新多重集 M_i^{t+1} 满足:

$$M_i^{t+1}=M_i^t-I_{input}+O_{input}, \tag{1}$$

其中,I_{input} 为消耗对象集,O_{input} 为生成对象集. 停机条件为无规则可应用,输出为环境膜中的对象多重集.

膜计算理论通过抽象生物膜的分区性、并行性和自适应演化特性,为高效求解复杂问题提供了新范式,其硬件实现与算法融合是当前研究前沿[13].

1.2　粒子群优化算法

粒子群优化算法是一种基于群体智能的随机优化技术,其灵感来源于鸟群觅食行为的群体协作模式. 算法将优化问题的候选解视为搜索空间中的“粒子”,粒子群通过个体经验与群体智慧协作探索最优解[14]. 粒子群优化算法示意图如图 1 所示:

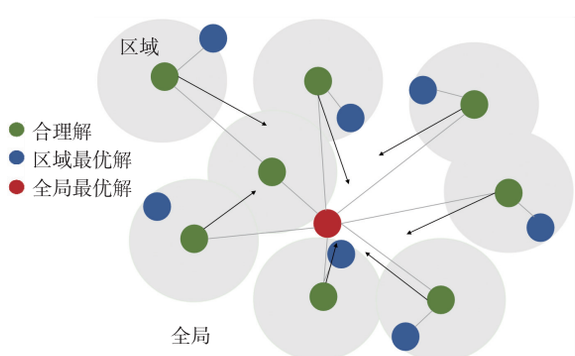


图 1　粒子群优化算法

Fig. 1　Particle swarm optimization

粒子群优化的本质是速度-位置双迭代系统[15]. 惯性权重 w 的设定至关重要,常采用线性递减策略:

$$w(t)=w_{\max}-\frac{t}{T_{\max}}(w_{\max}-w_{\min}). \tag{2}$$

算法的收敛性可通过动力系统理论分析. 将更新方程改写为矩阵形式:

$$\begin{bmatrix}\boldsymbol{V}_i^{t+1}\\ \boldsymbol{X}_i^{t+1}\end{bmatrix}=\boldsymbol{A}\begin{bmatrix}\boldsymbol{V}_i^{t}\\ \boldsymbol{X}_i^{t}\end{bmatrix}+\boldsymbol{B}\begin{bmatrix}\boldsymbol{P}_i\\ \boldsymbol{G}\end{bmatrix} \tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{V}$ 为速度向量,$\boldsymbol{X}$ 为位置向量. 系数矩阵 $\boldsymbol{A}$ 和 $\boldsymbol{B}$ 由 w,c_1,c_2,r_1,r_2 决定. 当特征值 λ 满足 $\lambda<1$ 时系统收敛,平衡点为:

$$\boldsymbol{X}^*=\frac{c_1r_1\boldsymbol{P}_i+c_2r_2\boldsymbol{G}}{c_1r_1+c_2r_2}. \tag{4}$$

这表明粒子最终稳定于个体最优与群体最优的加权平均位置. 收敛速度取决于惯性权重和学习系数的协同作用,过大导致震荡,过小引发早熟. 粒子群优化的优势在于参数少、实现简单、收敛快,但易陷入局部最优[16].

2　多目标护理排班问题建模

护理排班问题的本质是在满足医疗法规与医院运营约束的前提下,通过合理分配护士班次资源,实现

多个冲突目标的协同优化[17]. 本章首先阐述问题要素与约束体系,继而构建多目标优化模型.

2.1 问题描述与约束体系

设排班周期为 T 天,护士集合为 $N=\{1,2,\cdots,|N|\}$,每日班次类型集合为 $S=\{$早班(A),午班(P),晚班(N),休班(R)$\}$. 决策变量定义为二元组 $x_{n,d,s}$:

$$x_{n,d,s}=\begin{cases}1 & ,\text{护士 } n \text{ 在第 } d \text{ 天被分配至班次 } s\\ 0, & \text{否则}\end{cases} \tag{5}$$

约束条件分为硬约束(必须满足)与软约束(期望满足),具体如下:

硬约束确保排班方案合法可行:

①唯一班次约束:护士每日仅能被分配至一个班次:

$$\sum_{n\in N} x_{n,d,s}=1,\ \forall n\in N, d=\{1,2,\cdots,T\}. \tag{6}$$

②人力覆盖约束:每日每班次需满足最低护士数量要求:

$$\sum_{n\in N} x_{n,d,s}\geqslant D_{d,s}^{\min},\ \forall d\in\{1,2,\cdots,T\}, \tag{7}$$

其中,$D_{d,s}^{\min}$为第 d 天班次 s 的最低人力需求.

③技能匹配约束:关键班次(如重症监护晚班)必须由具备相应资质的护士承担:

$$\sum_{n\in N_k} x_{n,d,s}\geqslant D_{d,s,k}^{\min},\ \forall d, s\in S_{\text{critical}}, k\in K, \tag{8}$$

其中,N_k 为拥有技能 k 的护士子集,S_{critical}为关键班次集合,K 为技能类型集合.

软约束反映医院管理偏好与护士工作体验,其违反程度需最小化:

①连续工作限制:避免护士连续工作超过 $L_{\max}$天:

$$\sum_{d=i}^{i+L_{\max}}(1-x_{n,d,R})\leqslant L_{\max},\quad \forall n\in N, i=\{1,2,\cdots,T-L_{\max}\}. \tag{9}$$

②夜班间隔约束:相邻夜班之间至少间隔 $G_{\min}$天:

$$x_{n,d,N}+x_{n,d+1,N}\leqslant 1,\quad \forall n\in N, d=\{1,2,\cdots,T-1\}. \tag{10}$$

③偏好满足度:最大化护士对班次分配的满意度:

$$Satisfaction_n=\frac{1}{T}\sum_{d=1}^{T}\sum_{s\in S} p_{n,d,s}\cdot x_{n,d,s}. \tag{11}$$

其中,$p_{n,d,s}\in[0.1]$表示护士 n 在第 d 天对班次 s 的偏好强度(1 为最高).

2.2 多目标优化模型构建

基于上述约束,定义四个关键优化目标:

①护士满意度最大化:

$$f_1=\max\left(\frac{1}{|N|}\sum_{n\in N} Satisfaction_n\right). \tag{12}$$

②工作负荷均衡性最大化:减少护士间总工作量的差异:

$$f_2=\min\left(\frac{1}{|N|}\sum_{n\in N}(W_n-\overline{W})^2\right),\quad W_n=\sum_{d=1}^{T}\sum_{s\in S\setminus\{R\}} x_{n,d,s}, \tag{13}$$

其中,$\overline{W}=\frac{1}{N}\sum_{n\in N}W_n$ 为平均工作量.

③人力成本最小化:控制总加班与特殊班次补贴:

$$f_3=\min\left(\sum_{n\in N}\sum_{d=1}^{T}\sum_{s\in S} c_s\cdot x_{n,d,s}\right), \tag{14}$$

其中,c_s 为班次 s 的单位成本系数.

④连续夜班天数最小化:

$$f_4=\min\left(\frac{1}{|N|}\sum_{n\in N}\sum_{d=1}^{T-1}x_{n,d,N}\cdot x_{n,d+1,N}\right). \tag{15}$$

最终,多目标护理排班问题可表述为:

$$F(x)=[f_1(\boldsymbol{x}),-f_2(\boldsymbol{x}),f_3(\boldsymbol{x}),f_4(\boldsymbol{x})]^{\mathrm{T}}, \tag{16}$$

其中,$\boldsymbol{x}$ 为决策向量,目标 f_2 取负号以统一为最大化问题(均衡性越高,标准差越小,$-f_2$ 越大).

3　膜计算粒子群算法设计

3.1　膜结构设计与问题映射

本文设计的树状嵌套膜结构,其叶膜(m_1 至 m_M)在物理上实现了种群分区,在逻辑上可以与护理排班中的自然子问题相关联. 这种设计极大地增强了算法的可解释性和问题适应性. 具体映射方式如下:

方式一:按科室分区. 对于大型综合医院的排班场景,可将不同科室(如内科、外科、ICU)的排班子问题分别置于不同的叶膜中. 每个叶膜内的粒子群专注于优化本科室内护士的班次分配,独立进化,从而分解了问题的巨大规模.

方式二:按护士属性分区. 亦可按照护士的技能等级(如初级护士、高级护士、护师)或工作合同类型(如全职、兼职)划分子群. 不同叶膜可采用差异化的进化策略,例如对技能要求高的护士群体采用更保守的变异策略以保持方案稳定性,而对灵活度高的兼职护士群体可采用更探索性的策略.

方式三:随机分区. 若问题不具有明显的模块化特征或为追求更高的多样性,也可采用随机分组策略. 此时,每个叶膜都包含一个随机的护士子集,专注于探索全局解空间的一个随机子区域.

3.2　多目标护理排班问题的求解

多目标护理排班问题的求解面临三重核心挑战:决策空间维度随护士数与排班周期呈指数增长,硬约束系统严格限定可行域边界,而满意度、负荷均衡性、成本控制等目标的相互冲突则要求算法在帕累托前沿上生成分布广泛的非支配解集[18-19]. 传统粒子群优化算法因其单一群体结构易陷入局部收敛,且种群多样性随迭代快速衰减[20]. 为突破此局限,本章提出膜计算粒子群算法,其设计灵感源于生物细胞的区室化结构,通过膜分隔形成独立反应环境并调控物质交换. 该方法的框架结构如图 2 所示:

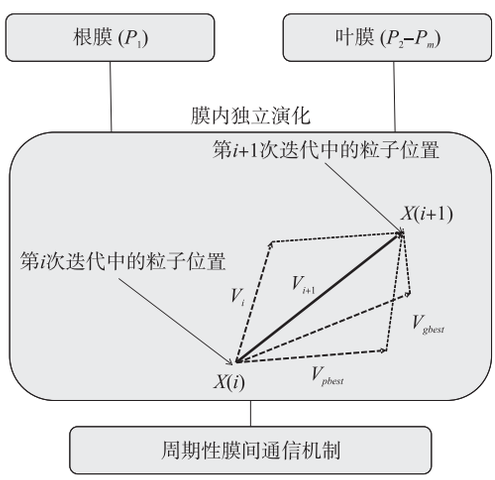


图 2　方法结构图

Fig. 2　Structure of the proposed method

算法将规模为 P 的粒子群划分为 M 个子群$\{P_1,P_2,\cdots,P_M\}$,每个子群封闭于树状嵌套膜环境中. 顶层根膜(P_1)负责全局信息整合,底层叶膜($P_2\sim P_M$)则专注局部开发. 粒子位置 X_i 编码排班方案的决策矩阵,速度 V_i 表征搜索方向. 初始化时,各膜内粒子在满足硬约束条件下随机生成可行解,速度设为零向量.

膜内演化策略依据功能定位差异化设计[21]. 根膜子群采用时变惯性权重增强全局探索能力:

$$w_1(t)=0.9-\frac{t}{T_{\max}}\times 0.5. \tag{17}$$

权重从初始 0.9 线性递减至末期 0.4,学习因子固定为 $c_1=c_2=1.5$ 以平衡个体认知与社会引导. 叶膜子群则采用恒定低权重 $w_m=0.4$ 强化局部搜索,并引入多样性自适应机制:当解集分布密度低于阈值 $\delta=0.1$ 时,按公式(18)动态提升学习因子,从而在种群趋同时增加扰动强度.

$$X_i\leftarrow X_i+\boldsymbol{N}(0,\sigma_t\boldsymbol{E}) \tag{18}$$

其中,$\boldsymbol{N}(0,\sigma_t\boldsymbol{E})$ 表示均值为零向量、协方差矩阵为 $\sigma_t E$ 的 D 维高斯分布随机向量,其每个分量独立生成且标准差均为 σ_t.

膜间协同通过周期性通信实现[22]. 每 $G=10$ 代触发双向信息交换:首先,各叶膜筛选帕累托前沿中拥

挤距离最大的解 X_m^*,迁移至根膜形成全局精英池,计算方式为:

$$X_m^* = \arg \max_{X \in Front(P_m)} \left(\sum_{j=1}^{k} | f_j(X_{\text{left}}) - f_j(X_{\text{right}}) | \right), \tag{19}$$

其中,X_{left},X_{right}为解 X 在目标空间中的相邻解. 选定粒子被迁移至根膜,形成全局精英池.

其次,根膜从精英池中选择超体积贡献度最高的解 X_1^{gbest},广播至所有叶膜替换最劣粒子. 此机制模拟生物激素调节:叶膜提供局部信息素,根膜反馈全局调控信号,使探索广度与开发深度动态平衡.

硬约束处理贯穿算法始终. 初始化阶段采用启发式规则生成可行解;迭代中定义粒子支配关系:可行解优于不可行解,同可行性下按帕累托支配排序,否则比较约束违反度;存档维护则保留可行非支配解,超容时剔除拥挤距离最小解. 多目标引导通过双层机制实现:粒子记忆个体历史最优可行解 $pbest_i$,各膜内群体最优解 $gbest_m$ 从非支配解中依概率选择,“边界系数”(boundary coefficient,BC)越大(解位于目标空间边缘)的粒子被选中概率越高,以此拓展帕累托前沿范围[23]. 概率为:

$$P(X) \propto \exp(-0.5 \times BC(\boldsymbol{X}_i)), \tag{20}$$

其中,$BC(X_i)$表示一个非支配解 X_i 在各目标上归一化距离的乘积的倒数.

MCPSO 执行流程始于膜结构与种群初始化,随后循环执行以下步骤:各膜内并行更新粒子速度与位置,速度更新遵循:

$$\boldsymbol{V}_i^{t+1} = w_m \boldsymbol{V}_i^t + c_1 r_1 (pbest_i - \boldsymbol{X}_i^t) + c_2 r_2 (gbest_m - \boldsymbol{X}_i^t), \tag{21}$$

其中,$\boldsymbol{V}_i^t$ 表示粒子 i 在迭代 t 的速度向量.

位置更新为:

$$\boldsymbol{X}_i^{t+1} = \boldsymbol{X}_i^t + \boldsymbol{V}_i^{t+1} \tag{22}$$

叶膜附加变异操作.每 G 代进行膜间迁移与存档更新. 算法终止后输出外部存档中的帕累托近似解集.

根膜(m_0)的核心职能是整合来自各叶膜的精英解,并引导种群朝真正的帕累托前沿进化. 膜并非简单地合并解,而是从精英池中选择对指标贡献最大的解. 当一个目标(如“满意度”)上的极端解被发现后,其贡献会逐渐降低. 此时,为了进一步提升指标贡献,算法会倾向于选择那些能在另一个目标(如“人力成本”)上取得突破的解.

各膜内群体最优解 G_{best}^m 的更新并非简单地选取一个全局最优解,而是从当前膜的非支配解集 PF_m 中依据概率分布选择,以维持选择压力和解集多样性.

4　实验设计与结果分析

为全面评估所提出的膜计算粒子群算法在解决多目标护理排班问题上的性能,本章基于 NSPLib 公开数据集设计系统实验[24]. NSPLib 是护理排班领域的标准测试库,包含不同规模实例(护士数 10-100+,排班周期 1-4 周),涵盖班次需求、技能等级、连续工作限制等复杂约束,其权威性为算法对比提供了公平基准. 实验环境配置为 Intel Xeon E5-2678 v3 处理器(12 核@2.5GHz)与 64GB 内存,算法通过 Python 3.8 在 PlatEMO 框架实现. 对比算法包括 NSGA-II[25]、PSO[26] 和 SA[27]. 实验选用表 1 所示三类典型实例,其约束体系完整覆盖护理排班核心挑战:NSP-25 验证基础技能匹配,NSP-50 强化连续夜班限制,NSP-100 模拟多科室协同场景. 评价指标采用多目标优化领域公认标准:世代距离(GD)衡量解集收敛性,计算为解集中各点到参考前沿的最小欧氏距离均值;间距(Spacing)评估分布均匀性,通过解间最小距离的标准差量化;超体积(HV)反映解集综合质量;运行时间记录算法收敛耗时(s).

表 1　NSPLib 数据集特征

Table 1　NSPLib dataset features

实例名称	护士数	周期/d	班次类型	硬约束数	软约束数
NSP-25	25	7	A/P/N/R	12	6
NSP-50	50	14	A/P/N/R	23	9
NSP-100	100	28	A/P/N/R	41	17

如图 3 所示,在 NSP-50 实例的三维目标空间中,MCPSO 展现出更广的分布范围,尤其在满意度>

0.85 的高质量区域保持密集覆盖. 相较之下,NSGA-II 解集均匀但前沿右界收缩约 5.7%,MOPSO 在成本区间[120,130]出现聚集现象,SA 则分散于次优区域. 这种分布特性印证了 MCPSO 的膜分区机制—根膜引导全局探索拓展边界,叶膜精细化开发维持高质量区域密度.

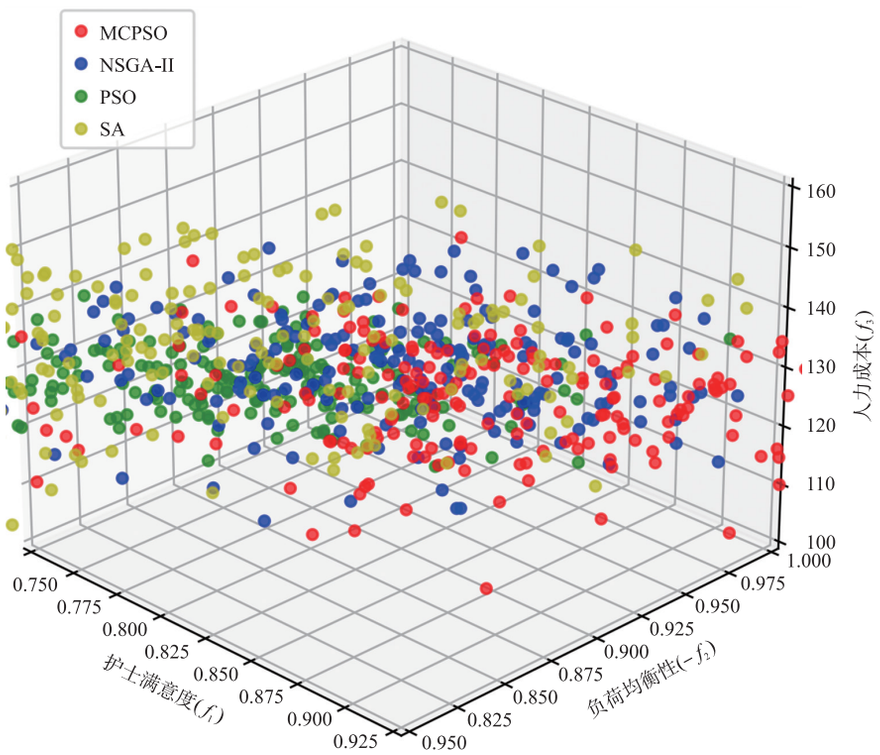


图 3　NSP-50 实例帕累托前沿分布

Fig. 3　NSP-50 instance Pareto frontier distribution

表 2 的定量分析进一步揭示算法特性. 在收敛性方面,MCPSO 在 NSP-100 实例的 GD 值较 NSGA-II 降低 19.4%,这得益于叶膜的低权重开发策略加速局部收敛. 分布均匀性指标 Spacing 显示,MCPSO 在 NSP-50 实例较 PSO 提升 42.3%,验证了基于拥挤距离的膜间迁移对多样性的维护效果. 超体积指标中,MCPSO 在 NSP-100 的 HV 值较对比算法高 3.8%~7.2%,表明解集覆盖质量具有有限但稳定的优势. 值得注意的是,PSO 虽计算最快,但 MCPSO 较 NSGA-II 仍有 10.6%的效率提升,证明膜并行机制缓解了计算负担. SA 在本问题的所有测试实例上表现均不理想,性能远逊于其他对比算法. 这主要是因为 SA 作为一种单点搜索算法,在处理此类复杂多目标问题时,难以有效维持和探索一个庞大的帕累托解集,其性能劣势在多目标优化领域是已知的.

表 2　多目标性能指标对比(均值±标准差)

Table 2　Comparison of multi-objective performance indicators(mean±standard deviation)

算法	实例	GD(↓)	Spacing(↓)	HV(↑)	时间/s
MCPSO	NSP-25	0.021±0.002	0.038±0.004	0.752±0.008	58±3
	NSP-50	0.018±0.003	0.041±0.003	0.698±0.007	127±6
	NSP-100	0.025±0.003	0.049±0.005	0.641±0.006	315±12
NSGA-II	NSP-25	0.025±0.003	0.051±0.005	0.731±0.009	62±4
	NSP-50	0.023±0.002	0.057±0.006	0.672±0.010	142±7
	NSP-100	0.031±0.004	0.063±0.007	0.612±0.012	348±15
PSO	NSP-25	0.029±0.003	0.062±0.006	0.703±0.011	42±2
	NSP-50	0.027±0.004	0.071±0.008	0.654±0.009	98±5
	NSP-100	0.035±0.005	0.080±0.009	0.598±0.014	235±10
SA	NSP-25	0.047±0.003	0.071±0.006	0.861±0.003	36±4
	NSP-50	0.035±0.002	0.082±0.006	0.732±0.012	77±6
	NSP-100	0.056±0.003	0.093±0.004	0.653±0.012	196±15

图 4 的动态收敛过程显示,MCPSO 在迭代前期(0~500 代)因根膜高权重展现出强劲探索能力,HV 增速显著高于对比算法. 至迭代后期(1 500~2 000 代),叶膜恒定低权重推动平稳收敛,最终 HV 值达 0.641. 相较之下,NSGA-II 在 800 代后增长停滞,SA 则因重加热机制收敛缓慢. 需指出,MCPSO 在 1 500 代后 HV 增幅仅 1.4%,反映后期开发效率存在优化空间.

图 5 的箱线图对比不同规模实例下的计算效率. 在 NSP-100 实例中,PSO 中位时间 235 s 最快,MCPSO 为 315 s,其增量主要来自膜间通信(约占总耗时 18%). 值得关注的是,当问题规模扩大至 NSP-100 时,MCPSO 时间增幅低于 NSGA-II,表明其并行架构具备一定可扩展性.

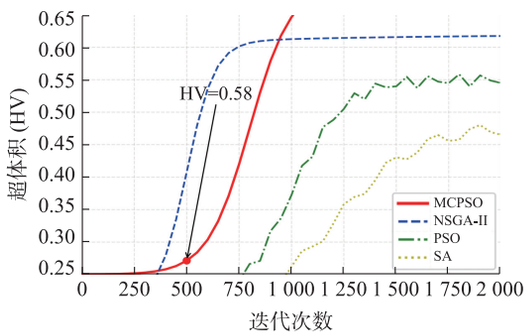


图 4　NSP-100 实例超体积收敛曲线

Fig. 4　NSP-100 instance hypervolume convergence curve

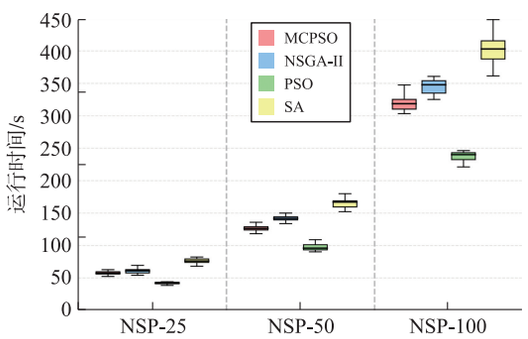


图 5　运行时间分布箱线图

Fig. 5　Box plot of runtime distribution

最后通过图 6 的雷达图验证排班方案质量. MCPSO 最优解在六维负荷指标上全面优于手工排班:日均工时标准差从 4.2 降至 1.8,连续工作≥5 天的护士比例由 30%降至 0%,夜班间隔达标率达 100%.

综合实验结果,MCPSO 在解集分布性与综合质量上展现出稳定但有限的优势,其膜结构设计有效平衡了探索与开发. 主要局限在于极大规模实例中通信开销显著增加,且参数敏感性较高. 未来工作将研究动态膜结构调整策略,并探索 GPU 加速以提升工程实用性.

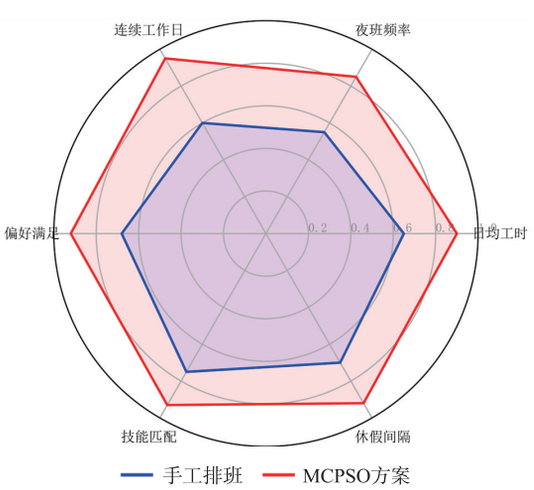


图 6　NSP-50 实例护士负荷分布对比

Fig. 6　Comparison of nurse workload distribution in NSP-50 instances

5　结论

本研究针对多目标护理排班问题的复杂性与挑战,提出了一种融合膜计算思想的改进粒子群优化算法 MCPSO. 该算法通过设计树状嵌套膜结构实现种群分区管理,在根膜中采用时变惯性权重策略强化全局探索,在叶膜中结合低权重开发、学习因子自适应机制与高斯变异操作,有效平衡了搜索过程的广度与深度. 通过周期性膜间通信,算法在维持种群多样性的同时整合全局优质信息,克服了传统 PSO 易早熟收敛的缺陷. 实验基于 NSPLib 公开数据集展开系统性验证. 结果表明 MCPSO 在解集分布均匀性与综合质量上展现出稳定优势.

本研究的核心价值在于:首次将膜计算的区室化并行机制与粒子群优化深度融合,为多目标组合优化问题提供新思路;结合护理排班问题特性设计约束处理机制与目标函数体系,提升解决方案的领域针对性.

[参考文献]

[1]　邓兰,徐进,黄丽红,等. 智能化护理排班管理系统设计[J]. 医学信息学杂志,2022,43(5):84-88.

[2]　万丞,万盈璐,陈倩,等. 基于 K-mains 聚类法的护理人员改良排班方法研究[J]. 护理学报,2024,31(18):26-29.

[3]　Wynendaele H,Gemmel P,Pattyn E,et al. Systematic review:what is the impact of self-scheduling on the patient,nurse and

organization? [J]. Journal of Advanced Nursing,2021,77(1):47-82.
[4] Jafari H. Nurse scheduling problem by considering total number of required nurses as well as nurses' preferences for working shifts:an algorithmic game-theoretic approach[J]. Scientia Iranica,2024,31(15):1265-1281.
[5] 胡廉民,张九华,常永耘,等. 求解护士排班问题的可变邻域搜索遗传算法[J]. 计算机工程与科学,2013,35(5):149.
[6] Turhan A M,Bilgen B. A Hybrid Fix-and-Optimize and Simulated Annealing Approaches for Nurse Rostering Problem[J]. Computers & Industrial Engineering,2020,145:106531.
[7] Ramli M,Hussin B,Abas Z,et al. Solving complex nurse scheduling problems using particle swarm optimization[J]. International Review on Computers and Software(IRECOS),2016,11(8):10.
[8] 张葛祥,潘林强. 自然计算的新分支——膜计算[J]. 计算机学报,2010,33(2):208-214.
[9] 李永林,董明. 考虑学习效应的多目标流水车间调度问题[J]. 系统管理学报,2017,26(6):1071.
[10] 拓守恒,邓方安,周涛. 一种利用膜计算求解高维函数的全局优化算法[J]. 计算机工程与应用,2011,47(19):27-30.
[11] 廖孝勇,李尚键,孙棣华,等. 一种基于膜计算的改进人工鱼群算法[J]. 小型微型计算机系统,2014,35(5):1142-1146.
[12] 殷豪,董朕,陈云龙. 基于 CEEMD 和膜计算优化支持向量机的风速预测[J]. 电力系统保护与控制,2017,45(21):27-34.
[13] 张群慧,李仁发. 膜计算改进粒子群优化算法的云资源调度[J]. 计算机工程与应用,2013,49(20):40-44.
[14] Wang D,Tan D,Liu L. Particle swarm optimization algorithm:an overview[J]. Soft Computing,2018,22(2):387-408.
[15] 黄子晴,林兵,卢宇,等. 面向多目标优化的充电站选址定容方法[J]. 福建师范大学学报(自然科学版),2024,40(2):23-35.
[16] Rini D P,Shamsuddin S M,Yuhaniz S S. Particle swarm optimization:technique,system and challenges[J]. International Journal of Computer Applications,2011,14(1):19-26.
[17] 沈吟东,苏光辉. 带约束的护士排班模型和基于变换规则的优化算法[J]. 计算机工程与科学,2010,32(7):99.
[18] Papadourakis M,Sinenka H,Matricon P,et al. Alchemical free energy calculations on membrane-associated proteins[J]. Journal of Chemical Theory and Computation,2023,19(21):7437-7458.
[19] 苏琳,邹静,许媚. VR 中基于改进 SIFT 特征匹配的手势检测与跟踪[J]. 南京师大学报(自然科学版),2025,48(2):83-90.
[20] Ritt C L,Stassin T,Davenport D M,et al. The open membrane database:synthesis-structure-performance relationships of reverse osmosis membranes[J]. Journal of Membrane Science,2022,641:119927.
[21] Li W,Zhou M,Liu Z,et al. Separation of Dy(III),Yb(III) and Y(III) by ultrafiltration using a rotating disk membrane based on shear-enhanced complexation to recover heavy rare earth elements in process wastewater:Laboratory studies and DFT calculations[J]. Hydrometallurgy,2025,234:106466.
[22] 王洪滔,林兵,卢宇,等. 车辆边缘计算中基于 MATD3 的任务计算卸载策略[J]. 福建师范大学学报(自然科学版),2025,41(3):27-37.
[23] Zhang M,Yang Y,An X,et al. A critical review of g-C3N4-based photocatalytic membrane for water purification[J]. Chemical Engineering Journal,2021,412:128663.
[24] Muniyan R,Ramalingam R,Alshamrani S S,et al. Artificial bee colony algorithm with Nelder-Mead method to solve nurse scheduling problem[J]. Mathematics,2022,10(15):2576.
[25] Ala A. Effects of NSGA-II algorithm in compare to bee colony optimization on nurse scheduling problem[J]. International Journal of Applied Optimization Studies,2019,2(3):1-33.
[26] Khalili N,Shahnazari Shahrezaei P,Abri A G. A multi-objective optimization approach for a nurse scheduling problem considering the fatigue factor(case study:Labbafinejad Hospital)[J]. Journal of Applied Research on Industrial Engineering,2020,7(4):396-423.
[27] Jafari H,Salmasi N. Maximizing the nurses' preferences in nurse scheduling problem:mathematical modeling and a meta-heuristic algorithm[J]. Journal of Industrial Engineering International,2015,11:439-458.

[责任编辑:陆炳新]