

文章编号:1005-0523(2017)03-0125-06

# 基于多目标模拟退火算法的微管网拓扑优化

李 鹏,刘 远,黄金勇

(华东交通大学机电与车辆工程学院,江西 南昌 330013)

**摘要:**针对损伤自修复中微胶囊(或空心玻纤)载体在结构上相互独立、互不贯通等不足,研究基于多目标模拟退火算法(multi-object simulated annealing, MOSA),对微管网的拓扑结构进行优化,旨在设计一种具有低体积份数和高流动效率的,具有相互贯通结构特点的微管网载体。首先建立微管网数学模型;其次采用哈迪克罗斯迭代法设计了多目标优化函数,并结合非劣分层和 MOSA 算法对微管网的拓扑结构进行研究;最后与非劣分层遗传算法(non-dominated sort genetic algorithm II, NSGA-II)进行对比研究,验证了 MOSA 的优化性能。研究结果表明:微管网的体积份数和沿程水头损失呈负相关性;与 NSGA-II 相比, MOSA 的收敛时长略长,但 MOSA 解集的支配度及分布均匀程度均优于 NSGA-II。

**关键词:**微管网;多目标优化;模拟退火;非劣分层;哈迪克罗斯迭代

**中图分类号:** TB381

**文献标志码:** A

DOI:10.16749/j.cnki.jecjtu.2017.03.019

复合材料因质轻、耐磨及易加工等特点,已在航空航天、汽车、电子和建筑等领域得到了广泛应用。然而,作为一种由多种异质/异形组元材料复合而成的新材料,其力学性能分散性较大,致使材料在生产和服役中易产生各类损伤,尤其是微裂纹的产生和扩展将引起材料力学性能的劣化,导致构件过早失效。目前,复合材料的损伤修复问题已经成为结构失效与安全服役科学中的关键问题之一<sup>[1]</sup>。

上世纪 80 年代,美国军方首先提出了复合材料自修复的概念,其基本原理是将内置有修复剂的载体埋入材料内部,当材料受损产生裂纹时诱发载体破裂,释放修复剂,实现材料的自修复<sup>[2]</sup>。此后,美国伊利诺伊大学 Carolyn Dry 研究了基于空心玻纤载体的自修复体系<sup>[3]</sup>;White、Sottos 和 Moore 等对基于微胶囊载体的自修复体系开展了大量研究,并论证了该方法的可行性<sup>[4-5]</sup>;Bond 等对自修复载体的性能进行了研究<sup>[6]</sup>。在国内,哈尔滨工业大学的王荣国<sup>[7]</sup>和中山大学的章明秋<sup>[8-9]</sup>等先后也开展了基于微胶囊(或空心玻纤)载体的自修复研究;此外,本文作者也就空心玻纤载体与材料的兼容性等内容开展了研究<sup>[10]</sup>。

然而,目前自修复研究中普遍采用微胶囊和空心玻纤作为修复剂载体,由于载体彼此间互不贯通,限制了材料的损伤自修复效果(如,多次修复,修复剂更换等)。因此,研究旨在设计一种具有相互贯通结构特点的微管网载体,为保证载体与材料的兼容性和修复剂的流动效率,研究基于哈迪克罗斯迭代设计了多目标函数,并结合非劣分层和多目标模拟退火(multi-object simulated annealing, MOSA)算法,对微管网的拓扑结构进行了优化,获得了理想的结果。

## 1 微管网优化模型及目标函数

### 1.1 优化模型

研究以  $3 \times 3$  正交微管网拓扑结构为对象,该管网由长度  $l$  为 20 mm 的 24 根管道构成 9 个闭环回路,各管道的内径取值  $d \in \varepsilon$ ,  $\varepsilon = \{0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0 \text{ mm}\}$ ,  $\varepsilon$  为决策空间,管道编号如图 1 所示,其中复合材料的几

收稿日期:2016-12-16

基金项目:国家自然科学基金项目(51365012);研究生创新专项资金项目(YC2015-S237)

作者简介:李鹏(1976—),男,副教授,博士,研究方向为智能结构,优化算法。

何尺寸为  $100\text{ mm} \times 100\text{ mm} \times 4\text{ mm}$ ,  $S/T$  分别表示修复剂入/出口<sup>[11]</sup>。

### 1.2 多目标优化函数

作为损伤自修复载体,埋入材料内部的微管网要在不损坏材料初始性能的前提下,保证管道中的修复剂具有较小的沿程水头损失(即具有良好的流动效率)。因此,微管网的拓扑优化属于多目标优化问题,即

$$\begin{cases} \text{minimize } \varphi_v(D) \\ \text{minimize } \varphi_f(D) \end{cases}, D = [d_1, d_2, \dots, d_{24}]^T \quad (1)$$

式中:  $\varphi_v$  为体积份数;  $\varphi_f$  为沿程水头损失;  $D$  为管道内径的解向量;  $d_k$  为第  $k$  根管道的内径。

1) 体积份数  $\varphi_v$ 。微管网占复合材料的体积份数  $\varphi_v$  可表示为

$$\varphi_v = \frac{\pi l}{4V} \sum_{k=1}^{24} (d_k + 2p)^2, d_k \in \varepsilon \quad (2)$$

式中:  $k$  为管道编号;  $l$  为管道长度;  $d_k$  为第  $k$  根管道的内径;  $p$  为管道壁厚;  $V$  为复合材料体积。

2) 沿程水头损失  $\varphi_f$ 。修复剂流经管道的沿程水头损失表示了驱动修复剂流动所需能量的大小,为保证修复剂的流动效率,研究以全部管道的沿程水头损失之和作为目标函数:

$$\varphi_f = lU \sum_{k=1}^{24} \frac{|Q_k|}{d_k^m} \quad (3)$$

式中:  $U$  为阻力因数;  $n$  和  $m$  为修复剂材料系数;  $Q_k$  为第  $k$  根管道的流量,在忽略各环路之间相互影响的前提下,采用哈迪克罗斯(Hardy Cross)迭代方法获取各管道的流量  $Q_k$ <sup>[12]</sup>。

### 1.3 非支配解

微管网拓扑优化的多目标函数(即体积份数  $\varphi_v$  和沿程水头损失  $\varphi_f$ )属于非一致性优化目标,即随着体积份数下降,沿程水头损失将呈现上升趋势。因此,期望获得解空间的最优解是困难的,研究采用非劣分层方法,获取对多目标函数均有效的非支配解,即对于一个解集中任意解  $D_1$ ,该解集不存在解  $D_2$  可同时满足①  $\varphi_f(D_2) \leq \varphi_f(D_1)$ , 且  $\varphi_v(D_2) \leq \varphi_v(D_1)$ ; ②  $\varphi_f(D_2) \leq \varphi_f(D_1)$  或  $\varphi_v(D_2) \leq \varphi_v(D_1)$ , 则该解集即为非支配解集,其中的解  $D_1$  为非劣解。

## 2 多目标模拟退火算法

多目标模拟退火源于对热力学中退火过程的模拟,是基于模拟退火(simulated annealing, SA)算法,针对多目标优化的一种随机寻优算法。MOSA 在搜索过程中结合逐渐趋于零且随时间变化的概率突跳,实现了全局寻优。MOSA 算法

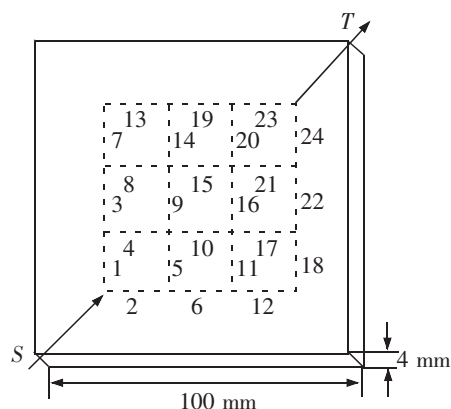


图1 正交微管网模型

Fig.1 Orthogonal network model

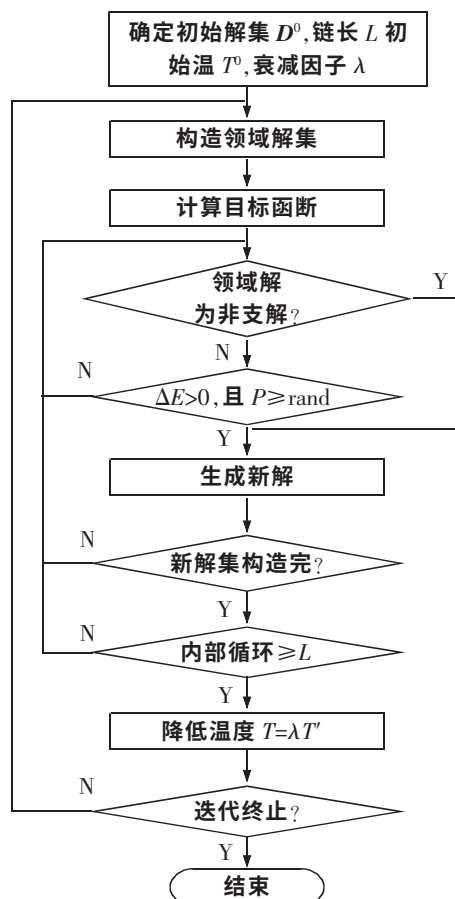


图2 MOSA 算法流程图

Fig.2 The flow chart of MOSA

包括初始解的生成、邻域解的构造和新解的产生等过程,如图2所示。

### 2.1 初始解集的生成

以24根管道的内径构成解向量  $D^{i,j}=\{d_k^{i,j}\}$ ,  $j \in (1,2,\dots,800)$ ,  $k=1,2,\dots,24$ ,其中  $i$  为迭代次数,  $j$  为当前解中解的编号,  $k$  为管道编号。研究中采用随机的方式产生规模为800的初始解集  $D^0$ 。

### 2.2 邻域解集的构造

邻域解  $\overline{D}^{i,a}$  和  $\overline{D}^{i,b}$  通过随机选择当前解  $D^{i,a}$  和  $D^{i,b}$  并对其任意位置随机进行交叉,图3以随机交叉的3个元素为例获得两个邻域解,邻域解规模为800。

### 2.3 新解集的产生及接受

新解集  $D^{i+1}$  通过对邻域解中支配解与非支配解进行不同处理而获得,由以下两部分组成:

(1) 第一部分。对邻域解集  $\overline{D}$  与当前解集  $D^i$  进行非劣分层,接受邻域解中的非支配解,并用于构建新解集  $D^{i+1}$ ;

(2) 第二部分。对于邻域解中非支配解根据式(4)计算其内能增量  $\Delta E$ :

$$\Delta E = 0.5 \times [(\varphi_v^{i,j} - \overline{\varphi_v^i}) + (\varphi_f^{i,j} - \overline{\varphi_f^i})] \quad (4)$$

式中:  $\overline{\varphi_v^i}$  和  $\overline{\varphi_f^i}$  分别为第  $i$  次迭代当前解集的目标函数平均值。若  $\Delta E > 0$ ,则根据 Metropolis 准则,计算接受概率  $P$ ,并确定该邻域解是否被接受。

$$P = e^{-\Delta E/T}, \text{其中 } T = \lambda T' \quad (5)$$

式中:  $T$  和  $T'$  分别为本次和上次迭代的温度值;  $\lambda$  为衰减因子。当内部循环次数达到链长  $L$  时,执行降温  $T = \lambda T'$ 。优化中,温度初值  $T^0 = 240$ ,衰减因子  $\lambda = 0.99$ ,链长  $L = 10$ 。

### 2.4 终止条件

优化迭代的终止条件主要由退火温度来控制,当温度达到精度要求时迭代终止。

## 3 优化结果及分析

### 3.1 拓扑结构优化结果

通过 MOSA 算法对自修复微管网载体的拓扑结构进行优化,并获得了其迭代过程及最终非支配解,如图4和图5所示。

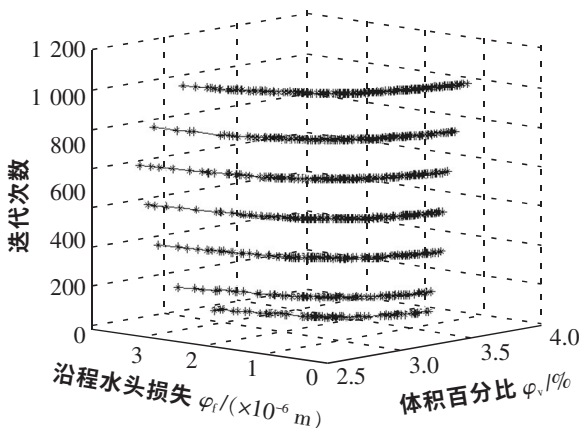


图4 MOSA 迭代过程

Fig.4 The iterative process of MOSA

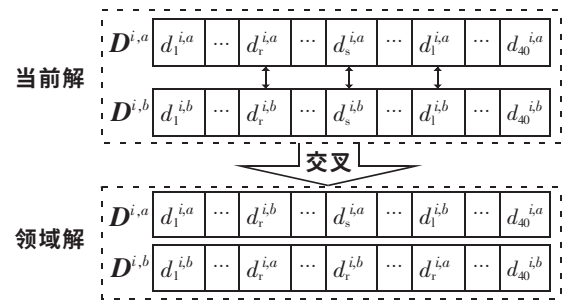


图3 邻域解构造示意图

Fig.3 Schematic diagram of constructing neighborhood

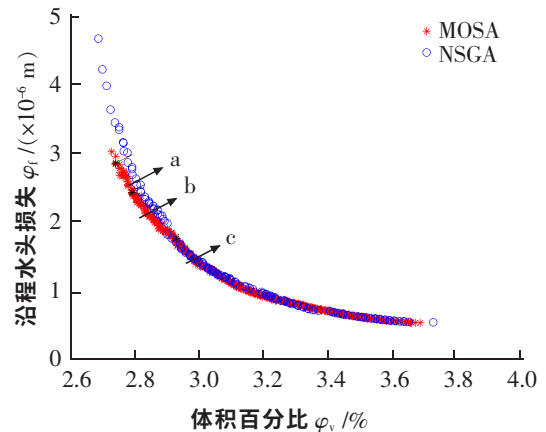


图5 MOSA 和 NSGA-II 非支配解

Fig.5 Non-dominated solution of MOSA and NSGA-II

图 4 中由下到上分别为 MOSA 第 100,200,400,600,800,1 000 次和 1 233 次迭代中的非支配解,结果表明:

- 1) 最终收敛迭代次数为 1 233;
- 2) 随着迭代次数增加,非劣解个数由 64 增至 190;
- 3) 各次迭代所获得的非支配解,其体积份数与沿程水头损失均呈负相关性。

图 5 给出了第 1 233 次迭代的第一层 190 个非支配解,取非支配解(a),(b)和(c)进行分析,其对应的管网拓扑结构如图 6 所示。

图 6(a),(b)和(c)分别对应于图 5 中(a),(b)和(c)处的非支配解,线条的粗细代表管径的大小,管道下方和左方为对应管道的直径,单位为 mm。体积份数依次为 2.73%,2.88%和 3.25%的 3 个非支配解,其相应的沿程水头损失分别为  $2.810\ 6\times 10^{-6}$ , $1.601\ 0\times 10^{-6}$ , $7.769\ 0\times 10^{-6}$  m。管网中内径较大的管道一般先从入口方向开始,并逐步向出口方向延伸,形成的大直径通道对管道中的流体起到一定的疏导作用,降低水头损失。

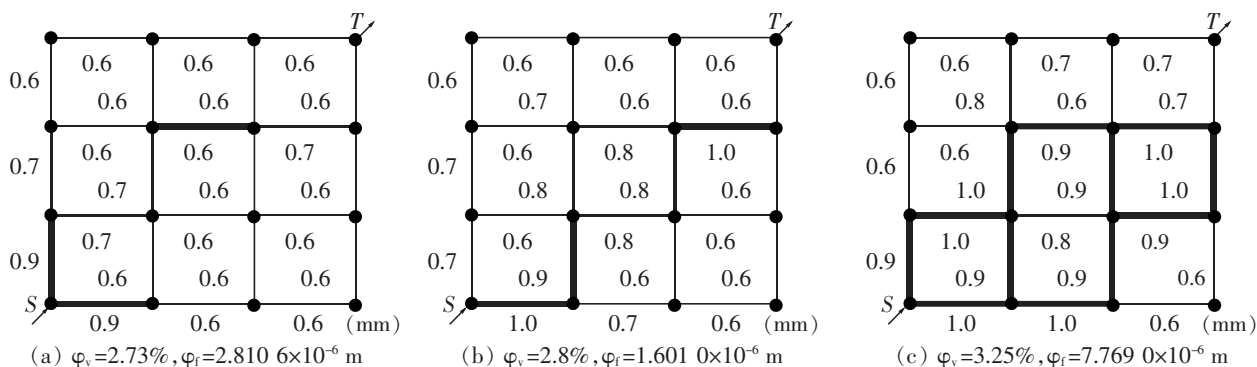


图 6 拓扑结构优化结果

Fig.6 Topology structure of optimization results

### 3.2 MOSA 算法性能分析

为验证 MOSA 的优化性能,在相同条件下,将多目标退火算法与非劣分层遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II,NSGA-II)进行了对比研究<sup>[13-14]</sup>,主要包括:①两种算法之间非支配解的支配关系,即解的优劣;②非支配解分布的均匀程度;③非支配解的收敛性。

#### 3.2.1 非支配解的支配关系

不同解集之间的支配关系是评价解集优劣的重要标准,首先采用两种算法分别获得了非支配解(如图 6 所示),其次,对两个解集进行非劣分层分析,并通过分析非支配解中,MOSA 和 NSGA-II 解集所占的比例( $P_{SA}$ 和 $P_{GA}$ ),实现两个解集整体的优劣程度的判断,对比结果表明,MOSA 和 NSGA-II 的非支配解共有 252 个,其中 MOSA 解集 190 个均为非支配解,NSGA-II 解集 62 个为非支配解,占比分别为: $P_{SA}=75.4\%$ , $P_{GA}=24.6\%$ ,显然,采用 MOSA 算法获得的解集显著优于后者。

#### 3.2.2 非支配解分布的均匀程度

非支配解分布的均匀程度表征了解集的多样性(即非劣解的选择空间)。采用平均距离对非劣解的均匀程度进行评价,计算公式如下:

$$\bar{S} = \frac{\sum_{j=1}^{n-1} (\varphi_l^{i,j+1} - \varphi_l^{i,j})}{n-1}, j=(1,2,\cdots,n-1) \quad (6)$$

式中: $\varphi_l$ 为第 $l$ 个目标函数; $n$ 为非支配解的规模。平均距离越短,表明非劣解分布越均匀。结果表明:①以 $\varphi_v$ 进行评价,MOSA 和 NSGA-II 的分布均匀程度为 0.001 2 和 0.001 3,MOSA 提高了 8.3%;②以 $\varphi_f$ 进行评



价, MOSA 和 NSGA-II 的分布均匀程度分别为  $3.102\ 7 \times 10^{-9}$  和  $5.188\ 3 \times 10^{-9}$ , MOSA 提高了 65.3%。

### 3.2.3 非支配解的收敛性

图 7 中由下到上分别为 NSGA-II 第 1 000, 2 000, 4 000, 6 000, 8 000, 1 000 次和 12 000 次迭代中获得的非支配解, 图中  $X$ 、 $Y$  轴分别为目标函数  $\varphi_v$ 、 $\varphi_f$ ,  $Z$  轴为迭代次数。由于 MOSA 存在着内部循环, 其时间复杂高于 NSGA-II, 因此 NSGA-II 的迭代次数设置为 12 000。非支配解个数均达到解集规模设定值 800。MOSA 和 NSGA-II 的收敛时长分别为 19 985 s 和 18 674 s, NSGA-II 略优于 MOSA。

## 4 结束语

针对损伤自修复中微管网载体的拓扑结构优化问题, 研究基于哈迪克斯迭代法, 设计了优化目标函数, 采用 MOSA 算法并结合非劣分层方法, 研究了一种多目标微管网拓扑结构优化方法。

1) 采用哈迪克斯迭代法, 修正了微管网中各管道的流量, 获得了表征微管网流动效率的沿程水头损失, 并以其作为目标函数之一;

2) 结合 MOSA 和非劣分层方法, 对微管网的拓扑结构进行了优化, 经 1 233 次迭代后, 共获得 190 个非支配解, 结果表明: 体积份数与沿程水头损失呈现负相关, 且管网中内径较大的管道主要沿入口方向, 并逐步向出口方向延伸;

3) 通过与 NSGA-II 的优化结果进行对比, 结果表明: 在 NSGA-II 的收敛时长略优于 MOSA 的情况下, MOSA 的优化结果支配度 75.4% 优于 NSGA-II 的 24.6%; 以  $\varphi_v$  和  $\varphi_f$  进行解集分布均匀程度评价, MOSA 分别提高了 8.3% 和 65.3%。

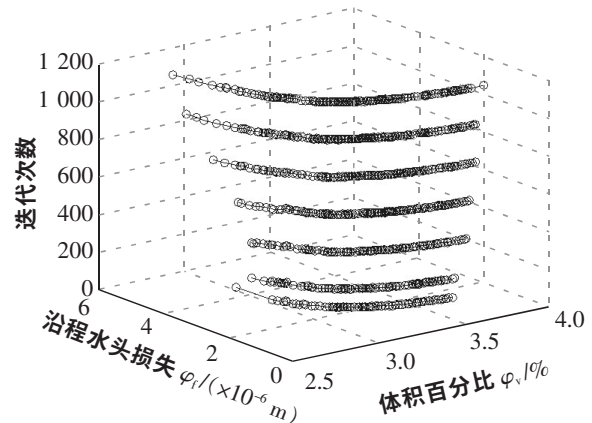


图7 NSGA-II 迭代过程

Fig.7 The iterative process of NSGA-II

## 参考文献:

- [1] 祁恒治, 赵蕴慧, 朱孔营, 等. 自修复聚合物材料的研究进展[J]. 化学进展, 2011(12): 2560-2567.
- [2] 王晓岗, 张星, 李原芃, 等. 自修复功能防腐涂膜研究进展[J]. 功能材料, 2012, 43(19): 2584-2587.
- [3] DRY C M. Self-repairing of composites [J]. Proceeding of SPIE-the International Society for Optical Engineering, 2003, 5055: 376-379.
- [4] OLUGEBEFOLA S C, ARAGON A M, HANSEN C J, et al. Polymer microvascular network composites[J]. Composite Materials, 2010, 44(22): 2587-2603.
- [5] PATRICK J F, SOTTOS N R, WHITE S R. Microvascular based self-healing polymeric foam[J]. Polymer, 2012, 53(19): 4231-4240.
- [6] KNIPPRATH C, MC COMBE G P, TRASK R S, et al. Predicting self-healing strength recovery using a multi-objective genetic algorithm[J]. Composites Science & Technology, 2012, 72(6): 752-759.
- [7] 李海燕, 王荣国, 刘文博, 等. 微胶囊自修复聚合物材料[J]. 宇航材料工艺, 2010, 40(1): 1-4.

- [8] 章明秋,容敏智. 结构用自修复型高分子材料的制备[J]. 高分子学报,2012(11):1183-1199.
- [9] 汪海平,容敏智,章明秋. 微胶囊填充型自修复聚合物及其复合材料[J]. 化学进展,2010,22(12):2397-2407.
- [10] 李鹏. 智能复合结构损伤光修复与监测的相关技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2009.
- [11] 王宪杰,张洵安. 基于宏观性能的微观多孔材料拓扑优化[J]. 功能材料,2014,45(18):18078-18082.
- [12] 丁祖荣,单雪雄,姜楫. 流体力学[M]. 下册. 北京:高等教育出版社,2003:14-19.
- [13] 曾毅,朱旭生,廖国勇. 一种基于邻域空间的混合粒子群优化算法[J]. 华东交通大学学报,2013,30(3):44-49.
- [14] 傅军栋,邹欢,康水华. PSO-SVM 算法在智能建筑环境监控系统中的应用[J]. 华东交通大学学报,2016,33(1):121-127.

## Topology Optimization of Micro-vascular Network Based on Multi-objective Simulated Annealing Algorithms

Li Peng, Liu Yuan, Huang Jinyong

(School of Mechatronics & Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** In the self-healing research, the microcapsule (or the hollow glass fiber) is served as the carrier of self-healing agent. However, this carrier has some deficiencies such as being independent and uncorrelated with each other. In this paper, a novel carrier of micro-vascular network based on multi-objective simulated annealing (MOSA) algorithms was studied and topology of micro-vascular network was optimized to design a carrier with low volume fraction, high flow efficiency and inter-connective structure. Firstly, the mathematical model was established. Secondly, the multi-objective optimization function was designed by iteration of Hardy Cross. And then the topology of micro-vascular by MOSA algorithms combined with non-dominated sorting was studied. Finally, the superiority of MOSA was verified compared with non-dominated sort genetic algorithm (NSGA-II) algorithms. The results show that volume fraction and flow efficiency of micro-vascular network are negatively correlated. The convergence time of NSGA-II is slightly better than NSGA-II, but the degree of dominant and uniformity of MOSA are significantly better than that of NSGA-II.

**Key words:** micro-vascular network; multi-objective optimization; simulated annealing; non-dominated sorting; iteration of Hardy Cross

(责任编辑 刘棉玲)