

引用格式: 魏信建, 李志强, 邹金慧, 等. 基于 SVM 与改进的 NSGA-II 算法的电磁式卷烟加热器多目标优化研究[J]. 陕西理工大学学报(自然科学版), 2021, 37(5): 38-46.

基于 SVM 与改进的 NSGA-II 算法的电磁式 卷烟加热器多目标优化研究

魏信建¹, 李志强^{2*}, 邹金慧¹, 李廷华², 尤俊衡², 王汝², 尚善斋²

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500;

2. 云南中烟工业有限责任公司 技术中心, 云南 昆明 650202)

摘要: 为了在较短的时间内使发热元件获得目标温度分布, 采用了一种基于支持向量机和改进的非支配排序遗传算法相结合的多目标遗传算法对电磁式卷烟加热器感应加热参数进行全局优化。采用该方法优化的感应加热参数使得发热元件温度值及响应速度均有所改善, 通过有限元模型验证, 优化参数在目标函数计算得到的模型值与仿真值最大相对误差分别为 3.1%、15.8%, 误差较小, 进一步表明该方法在电磁式卷烟加热器多目标优化问题的有效性。

关键词: 感应加热; 电磁式卷烟加热器; 支持向量机; 非支配排序遗传算法

中图分类号: TP181; TS41+2 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-3998(2021)05-0038-09

近年来, 随着人们对传统烟草制品危害性认识的增强以及全球许多国家公共场所禁烟意识的不断提高, 一类具有降焦减害、不产生侧流烟气, 且能在一定程度满足人们生理需求等特点的新型烟草制品正在烟草消费人群中迅速流行^[1]。相对传统烟草制品而言, 新型烟草制品类型繁多, 并且随着社会发展创新不断增加, 其中电加热卷烟作为当前市场上新型烟草制品的主流产品, 具有“加热烟草而非燃烧烟草”的特点, 利用电能能在低温状态下(400 ℃以下)对烟草加热, 有效避免了烟草材料在高温燃烧裂解过程中产生 CO、焦油等有害成分^[2]。电磁感应加热作为一种清洁环保的加热技术, 因其非接触加热、热转化效率高等优点广泛应用于机械加工、冶金制造、家电等工业及生活领域, 相较于其他的加热方式, 具有一般传统加热无可比拟的优越性。

电磁式卷烟加热器在对特制烟支的加热过程中, 相较常规的电阻加热方式具有热响应速度快、加热均匀、便于自动控制等优点。在消费者使用电磁式卷烟加热器进行抽吸体验时, 在较短的时间内使烟支内部的烟草材料获得一个符合期望的目标温度, 对消费者抽吸体验评价具有重要影响。电磁加热组件的电流频率、电流强度这些参数都对发热元件上的温度分布产生重大影响。目前市场上的烟具发热元件大多使用高磁导率金属材料制备, 其发热过程与钢制材料感应加热过程相似。文献[3]利用 ANSYS 有限元软件研究了钢板感应加热过程中温度场分布, 采用逐一控制参数的方式分析了电流频率、电流强度对钢板温度场分布的影响, 并没考虑感应加热参数间相互耦合对结果的影响。文献[4]研究了电流密度和频率对钢绞线加热效果的影响, 应用多目标遗传算法对这两个参数进行了优化, 对每个子目标函数线性加权转换为单目标优化问题, 其中权重取值机理不明。文献[5]基于人工神经网络与遗传算法

收稿日期: 2021-03-08 修回日期: 2021-05-26

基金项目: 中国烟草总公司科技重大专项项目(110201901009XX-09); 云南中烟工业有限责任公司重点项目(2019XY02)

* 通信作者: 李志强(1986—), 男, 云南省楚雄市人, 硕士, 工程师, 主要研究方向为新型烟草制品研发。

对感应加热参数进行优化,利用感应加热参数与输出温度数据建立回归预测模型,并以回归预测模型为遗传算法中的适应度函数对感应加热参数优化,其仅对金属工件的温度这单一目标进行优化。

电磁式卷烟加热器是一个包括电磁场、温度场、电路的非线性耦合传热系统,其加热过程伴随着复杂的磁热耦合,是一个随时间变化的多元非线性函数,在不同感应加热参数下卷烟加热器的温度场分布不同,为了在加热器上获得理想的温度分布,对感应加热参数全局优化就显得十分重要。基于此,本文采用一种基于支持向量机(support vector machine, SVM)与改进的NSGA-II算法相结合的多目标遗传算法对感应加热参数进行全局优化,优化电磁式加热器的温度场分布特征。

1 烟具仿真模型与优化分析

1.1 建立仿真模型

电磁式卷烟加热器在硬件上主要由直流电源、逆变控制电路、电磁加热组件等部分组成,其工作原理如图1所示。采用双节串联锂电池作为直流电源,在振荡模块的逆变作用下电磁线圈中通入交变电流,会在铁磁性金属感应体周围产生高频交变磁场,变化的磁场使得金属感应体表面形成一层层涡流,在涡流热效应的作用下,金属感应体表面温度迅速升高,进而对烟草材料加热。

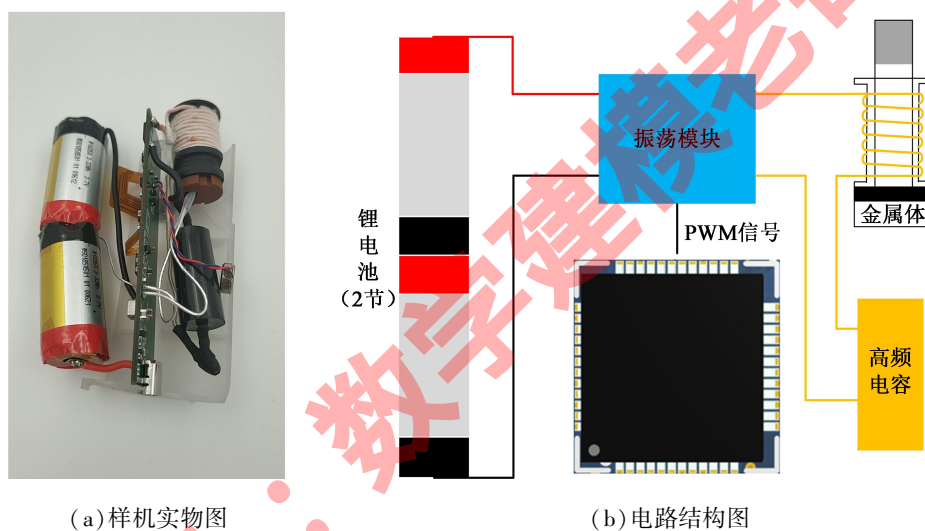


图1 电磁式卷烟加热器电路原理结构示意图

在电磁式卷烟加热器加热过程中,金属感应体上电磁场和温度场之间是相互影响的,感应涡流产生的电磁热作为内热源,经过热的传导会在计算域中产生一个温度分布。电磁加热组件作为电磁式卷烟加热器的核心部分,直接对烟草材料加热,其温度分布是影响卷烟烟气化学成分释放特性的重要因素,直接影响烟具产品整体性能和抽吸口感等。电磁式卷烟加热器磁热耦合模型求解域可简化为空气域、隔热套筒、感应线圈、发热元件4个部分组成,其几何模型如图2所示。发热元件外形为叶片刀状结构,方便烟支的插入,在其周向位置处设置有隔热套筒,由高温隔热材料PEEK制备,既作为烟支容纳腔,又可防止热量的流失,感应线圈螺旋缠绕在隔热套筒上。仿真模型各求解域的材料单元、几何尺寸见表1。

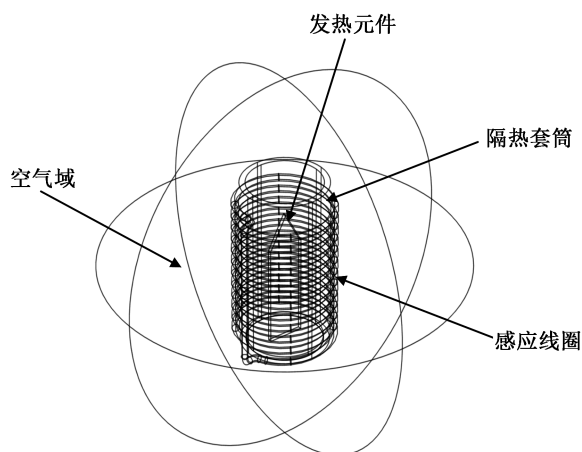


图2 烟具三维仿真模型

在已建立的模型上施加载荷激励,分别施加强度为 $\text{range}(1[\text{A}], 10[\text{A}], 1[\text{A}])$ 、频率为 $\text{range}(40[\text{kHz}], 120[\text{kHz}], 10[\text{kHz}])$ 的交变正弦电流,并对几何模型进行网格剖分。考虑到研究对象为发热元

件上的温度场分布,该区域部分的网格划分需要较高的精度,因此在该区域采用细化网格。为了节省计算时间和保证整个电热单元上温度精度,在其他部分区域采用较细化网格。采用顺序耦合法对发热元件的瞬态电磁场和温度场求解,求解的终止时间为 180 s,时间步长为 1 s。通过对电流强度、频率进行参数扫描可以获得 90 组输入、输出数据,将这些数据用来训练 SVM 回归预测网络。

表 1 几何模型材料单元及几何尺寸

计算域	材料单元	几何尺寸
空气域	空气	$R; 25\text{ mm}$
隔热套筒	PEEK	外径:6 mm 高度:22 mm 壁厚:0.8 mm
感应线圈	铜	线径:1 mm 高度:20 mm 内径:6.1 mm 匝数:12 匝
发热元件	不锈钢	$17\text{ mm} \times 5\text{ mm} \times 0.5\text{ mm}$

1.2 烟具多目标优化问题分析

电磁式卷烟加热器的优化目标是在发热元件上获得一个稳定温度在 $(355 \pm 20)^\circ\text{C}$ 范围的输出温度,保证发热元件上升时间尽可能小,从而令烟具的响应速度增快。因此针对性地选择了 2 个相关性较大的电气参数(电流强度 I 和频率 f)作为优化变量。电磁式卷烟加热器多目标优化问题模型可表示为

$$\begin{aligned} \min F_1(X) &= |T - 355|, & \min F_2(X) &= t, \\ T &= \text{Svmpredict}(X[I, f, t], \text{model 1}), & t &= \text{Svmpredict}(X[I, f, t], \text{model 2}), \\ \text{s. t. : } & 1\text{ A} \leq I \leq 10\text{ A}, & 10\text{ kHz} &\leq f \leq 120\text{ kHz}, \end{aligned}$$

式中 $F_1(X)$ 为输出温度函数, $F_2(X)$ 为发热元件的上升时间函数, model 1、model 2 是通过 SVM 回归模型得到的发热元件输出温度和上升时间回归模型。

电磁式卷烟加热器的多目标优化过程流程图如图 3 所示,步骤如下:

Step1: 确定决策变量,建立烟具数学优化模型;

Step2: 利用有限元仿真计算获得输入、输出数据以训练 SVM,建立决策变量与各目标函数间的回归预测模型,同时以预测模型代替有限元的复杂计算,缩短了优化时间;

Step3: 通过 SVM 学习所获得的回归预测模型输出作为 NSGA-II 算法的待优化目标函数,经过快速非支配排序、选择操作、遗传操作对种群进化,直至终止条件,获得最优的 Pareto 解集;

Step4: 仿真验证优化的有效性。

2 SVM 回归模型建立及参数优化

电磁式卷烟加热器是一个包括电磁场、温度场、电路的非线性耦合传热系统,其加热过程伴随着复杂的磁热耦合,输入、输出之间存在高度非线性,难以确定可映射这种关系的函数表达式。因此,通过 SVM 对有限元模型计算获得的数据进行学习,建立发热元件输出温度及上升时间的回归预测模型。

2.1 SVM 回归原理

SVM 基于结构风险最小化原则,在寻找使整体结构化风险最小的过程中,泛化能力不断提高,同时使风险和置信达到最小,在小样本中,依然可以保持良好的回归能力。其本质是建立一个最优超平面作为决策曲面,使得正例和反例之间的隔离边缘最大化^[6]。有限元仿真计算获得的数据量较少,属于小样本情况,用支持向量机可以进行良好的回归预测^[7]。在非线性样本集 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 中,非线性超平面回归函数形式为

$$f(x) = \omega^T \varphi(x) + b, \quad (1)$$

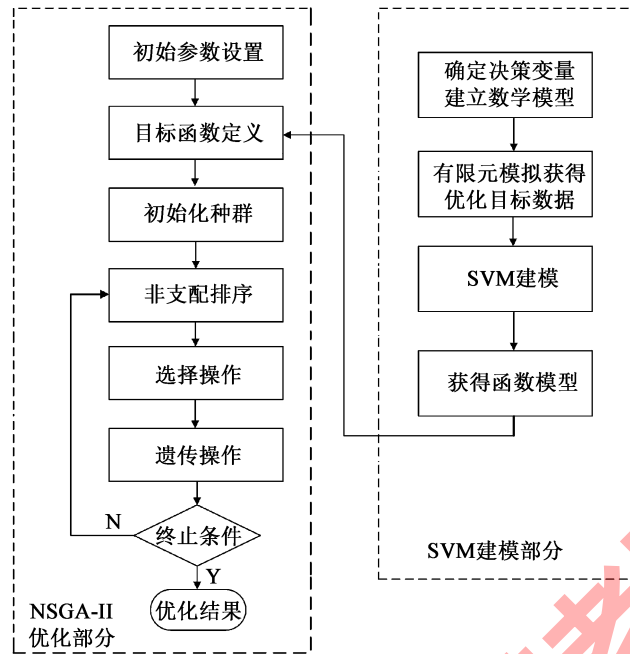


图 3 烟具多目标优化流程图

式中 ω 为权系数向量, $\varphi(x)$ 为低维特征空间到高维特征空间的非线性映射, b 为偏置。

回归估计函数 $f(x)$ 在最小化 $\omega^T \omega / 2$ 时可取得较好的推广能力, 引入松弛变量 ζ_i , 构建最优超平面, 则优化函数可表示为

$$\begin{aligned} \min \varphi(\omega, \zeta) &= \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \zeta_i, \\ \text{s. t. } & y_i (\omega^T \varphi(x) + b) \geq 1 - \zeta_i, \\ & \zeta_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, n, \end{aligned} \quad (2)$$

式中 C 为约束惩罚因子。运用 Lagrange 乘子, 同时引入核函数 $K(x_i, x_j)$, 得到 SVM 回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b, \quad (3)$$

式中 α_i, α_i^* 为 Lagrange 乘子, 有 $\alpha_i \geq 0, \alpha_i^* \geq 0, \alpha_i \alpha_i^* = 0$ 。径向基函数(radial basis function, RBF)是所有多项式核函数的线性组合。可逼近任意非线性函数, 因此核函数 $K(x_i, x_j)$ 选取 RBF 核函数, 表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (4)$$

2.2 SVM 回归模型的训练与测试

对核参数 $g=1/(2\sigma^2)$ 与惩罚因子 C 的优化是 SVM 研究中的重要问题, 其取值的不同对输入样本训练获得的 SVM 模型泛化能力和分类性能具有很大影响。常规的 SVM 参数优化方法有实验法、网格搜索法、梯度下降法等。实验法步骤繁琐, 过于依赖经验, 缺乏理论指导; 网格搜索法优化效果取决于两点间步长取值, 当取值小时, 优化效果好, 但计算量大、十分耗时; 梯度下降法对初始值的选择十分敏感。群智能算法在参数优化方面已经取得了较好的优化效果^[8], 因此, 本文在 MATLAB 平台下, 运用 LIBSVM 工具箱分别采用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 和粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 对 SVM 参数优化^[9], 对两者优化效果进行比较。LIBSVM 工具箱训练的 SVM 模型结构为

$$model = svmtrain(train_y, train_x, option), \quad (5)$$

$$[predict_y, mse, decision_value] = svmpredict(test_y, test_x, model), \quad (6)$$

式中 $model$ 为训练集训练获得的 SVM 模型, $train_y$ 为训练集标签, $train_x$ 为训练集属性, $test_y$ 为测试集标签, $test_x$ 为测试集属性, $option$ 为模型参数设置, $predict_y$ 为测试集的预测值, mse 为均方误差。

本文将有限元模型计算获得的 90 组样本数据分为训练集和测试集, 随机将 70 组样本数据作为训

训练集对 SVM 模型进行训练。对训练集和测试集进行归一化预处理后,分别运用 GA 和 PSO 算法对核参数 g 与惩罚因子 C 进行优化,并将优化后的参数导入到模型参数设置中,对 SVM 模型训练;最后在测试集上对训练获得的 SVM 模型预测精度进行验证,对比两种方法的参数优化效果,如图 4、图 5 所示。

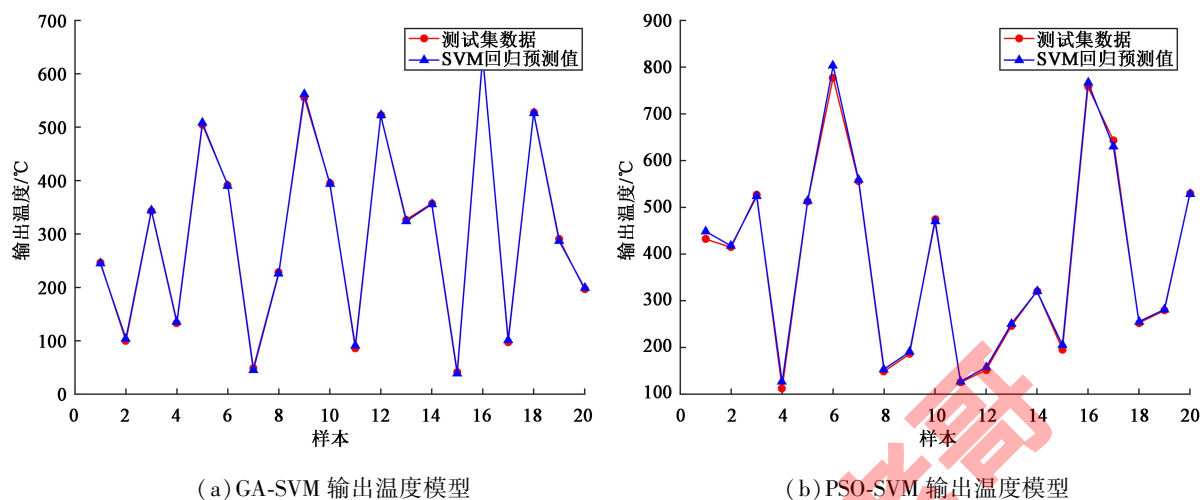


图 4 GA-SVM 与 PSO-SVM 输出温度回归预测结果与测试集数据对比

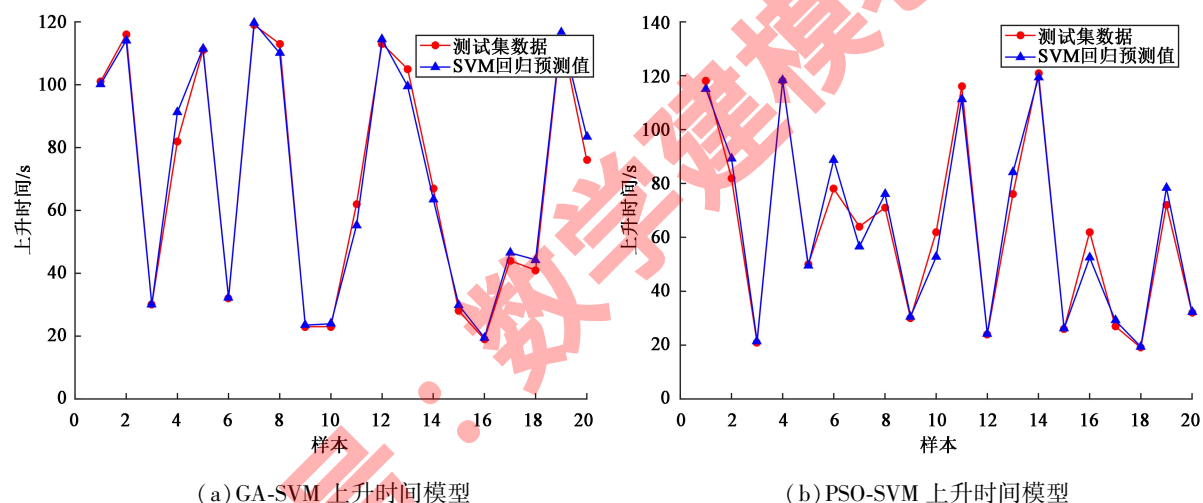


图 5 GA-SVM 与 PSO-SVM 上升时间回归预测结果与测试集数据对比

采用均方误差 MSE 和相关系数 R^2 对不同参数优化算法模型进行评价, MSE 值越小表示模型的预测精度高, R^2 值越大表示该模型的泛化能力越强。由表 2 可知,当采用 GA 对 SVM 参数优化时,输出温度与上升时间回归预测结果的均方误差 $MSE1 = 0.000\ 134$, $MSE2 = 0.007\ 986$, 相关系数 R^2 分别为 99.97%、98.78%, 消耗时间约为 50 s, 与有限元仿真结果几乎无差异;当采用 PSO 对 SVM 参数优化时,输出温度与上升时间回归预测结果的均方误差 $MSE1 = 0.000\ 65$, $MSE2 = 0.011\ 5$, 相关系数 R^2 分别为 99.78%、98.10%, 消耗时间约为 30 s, 与有限元仿真结果相差不大。由两者对比可以得出,利用 GA 优化的 SVM 输出温度及上升时间回归模型计算虽需要更长的时间,但回归模型的预测精度及泛化能力更优,因此采用 GA 对 SVM 回归模型进行参数优化。

表 2 不同参数优化模型性能对比

回归模型		最优(C, g)	消耗时间/s	MSE	$R^2/\%$
GA-SVM	F_1	(98.37,0.20)	50.45	1.344×10^{-4}	99.97
	F_2	(46.85,0.96)	52.32	79.86×10^{-4}	98.78
PSO-SVM	F_1	(100,0.01)	30.55	6.500×10^{-4}	99.78
	F_2	(11.96,0.78)	32.54	115.00×10^{-4}	98.10

3 NSGA-II 烟具电磁参数优化

多目标优化问题即在不同约束条件下,同时处理若干相互矛盾的目标函数,这些目标函数间高度非线性并相互关联,很难求得各目标函数的最优解,因此,在求解多目标函数优化问题时,只有通过各目标函数间的折衷才能找到全局的均衡解,即 Pareto 解集^[10-13]。在本文中电磁式卷烟加热器的多目标优化问题以电磁加热组件中发热元件的输出温度及上升时间为目标函数,通过 GA-SVM 回归模型中全局搜索电磁参数(I, f)获得输出温度在 $(355 \pm 20)^\circ\text{C}$ 范围,且响应速度快(即上升时间短)的 Pareto 解集。

3.1 NSGA-II 算法流程

NSGA-II 算法将进化种群按支配关系分为若干层:第一层为进化群体的非支配个体集合;第二层为在进化种群中去掉第一层个体后所求得的非支配个体集合;第三层以此类推。选择操作根据个体所在层的大小即前沿值来进行选择,所在层越靠前被选择的优先级更高,处于同一层的个体则依靠拥挤度判断,直至个体数量到达种群规模设定值。然而,NSGA-II 算法在一些方面仍然存在缺陷,例如在面对复杂度较高的目标函数时,其运行效率不高、精度较低^[14-15]。

本文提出一种改进的 NSGA-II 算法来提升算法的运算速率和效率,在遗传过程中,其交叉概率算子服从正态分布,且变异概率会随着种群个体适应度评价函数自适应调整,在尽可能丰富种群多样性的同时,最大限度地保持种群个体的优良基因。

(1) 引入正态分布交叉算子

传统的交叉算子在种群进化过程中,双亲都是以固定的概率在个体间实现信息的交换,这使得个体只能在一个较小的搜索空间进行求解,采样空间较小,所获得的 Pareto 解集很容易陷入局部最优,因此可对传统交叉算子加以改进。对种群个体进行实数编码,假设在种群中有父代个体 p_1 与 p_2 ,经过正态分布交叉算子得到后代个体 x_1 与 x_2 , i 表示个体染色体基因串的第 i 个变量,因此其交叉过程如下:

①随机地生成一个范围在 $(0,1]$ 之间的数 p 。

②比较 p 与给定的交叉概率阈值 P_m 的大小关系,以 $P_m = 0.5$ 举例说明。

如果 $p < 0.5$,则:

$$x_{1,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} + \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i}) | N(0,1) |}{2},$$

$$x_{2,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} - \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i}) | N(0,1) |}{2}。$$

如果 $p > 0.5$,则:

$$x_{1,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} - \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i}) | N(0,1) |}{2},$$

$$x_{2,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} + \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i}) | N(0,1) |}{2},$$

式中 $|N(0,1)|$ 表示一个服从标准正态分布的随机变量。

在一维搜索空间中,分别使用传统交叉算子和正态分布交叉算子对个体进行遗传操作,在给定两个父代个体进行交叉运算 1000 次,分别产生 2000 个后代个体,并比较后代个体在搜索空间的分布情况,给定两个双亲个体进行交叉运算 1000 次,父代个体 p_1 与 p_2 初值分别设为 0.7、0.2,结果如图 6、图 7 所示。

经过正态分布交叉算子得到的新个体取值范围为 $(-1.5, 3.5)$,而通过模拟二进制交叉算子得到的新个体取值范围在 $(0.1, 0.8)$,显然正态分布交叉算子得到的新个体在搜索空间分布更加均匀且搜索空间更加广泛。

(2) 自适应调整变异算子

传统的 NSGA-II 算法的变异操作大多采用多项式变异方式,使用这种变异算子主观性较大,且收敛性能不佳,通过对编译方式的调整,可以提高种群进化过程的收敛速度,增强种群多样性。自适应调整

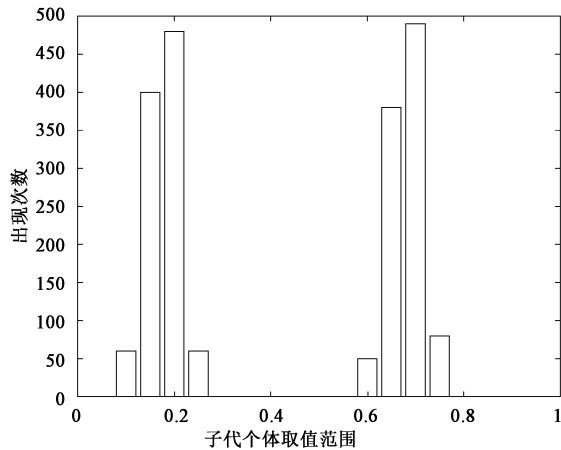


图 6 传统交叉算子搜索空间分布情况

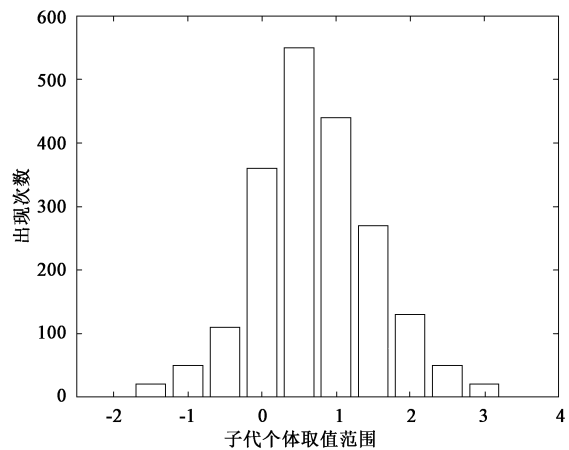


图 7 正态分布交叉算子搜索空间分布情况

变异算子操作过程如下:

将个体变异概率 $P_m(x_i)$ 表示为

$$P_m(x_i) = 2 \times \bar{P}_m - e(x_i),$$

$$e(x_i) = \frac{E(x_i)}{\sum_{j=1}^M E(x_j)} M \bar{P}_m,$$

$$\bar{P}_m = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M P_m(x_j),$$

其中 $e(x_i)$ 为个体 x_i 的适应度, $E(x_i)$ 为个体 x_i 的适应度评价函数, $P_m(x_i)$ 为个体 x_i 的变异概率, \bar{P}_m 为平均变异概率, M 为种群的规模。由上述公式可知, 对于适应度较大的个体其变异概率相对较小一些, 最大限度地保持种群中的优良基因。相反地, 对于种群中较差的个体, 应尽可能地提升其变异概率, 不仅能丰富种群的多样性, 且加快种群进化过程的收敛速度。

改进的 NSGA-II 算法的基本过程可归纳如下:

(1) 随机产生种群规模为 M 的初始父代种群 P_t , 采用实数编码方式对种群个体基因编码, 并进行解码操作, 计算个体在各目标函数上的值;

(2) 基于种群个体在各目标函数上的值, 对父代种群 P_t 进行快速非支配排序, 将个体所在前沿面分配 $rank$ 值, 并计算个体拥挤度;

(3) 按锦标赛机制从父代种群 P_t 中选择 $M/2$ 的个体组成配对种群, 并对其进行正态分布交叉算子、自适应调整变异算子操作生成大小为 N 的子代种群 Q_t , 将父代种群 P_t 与子代种群 Q_t 合并为大小为 $2M$ 的种群;

(4) 对合并后的种群进行非支配排序, 以种群各个体前沿面 $rank$ 值和拥挤度为依据, 选择 M 个个体形成种群取代父代种群 P_t ;

(5) 重复上述步骤直至满足终止条件。

3.2 NSGA-II 算法寻优结果

根据 GA-SVM 获得的回归预测模型计算种群个体在各目标函数上的值, 通过改进的 NSGA-II 算法在搜索空间内对决策变量进行全局寻优, 获得电磁式卷烟加热器多目标优化的 Pareto 解集。为了获得较好的寻优结果, 设定 NSGA-II 的种群大小为 300, 进化代数数为 200, 交叉概率阈值 P_m 与平均变异概率 \bar{P}_m 分别为 0.8 和 0.05, 采用实数编码方式, 在终止代数 200 时, 获得的 Pareto 解集分布, 如图 8 所示。

从图 8 中选择 3 组改进 NSGA-II 寻优的优化参数 (I, f) 进行解码, 计算其在各目标函数的值, 并且与该优化参数在有限元模型计算获得的仿真值进行比较。通过表 3 可知, 该模型获得的优化参数在各

目标函数上的模型值与有限元模型的仿真值误差不大,在 F_1 、 F_2 目标函数上,模型值与仿真值的最大相对误差分别为 3.1%、15.8%,进一步表明该方法在电磁式卷烟加热器多目标优化问题的有效性。

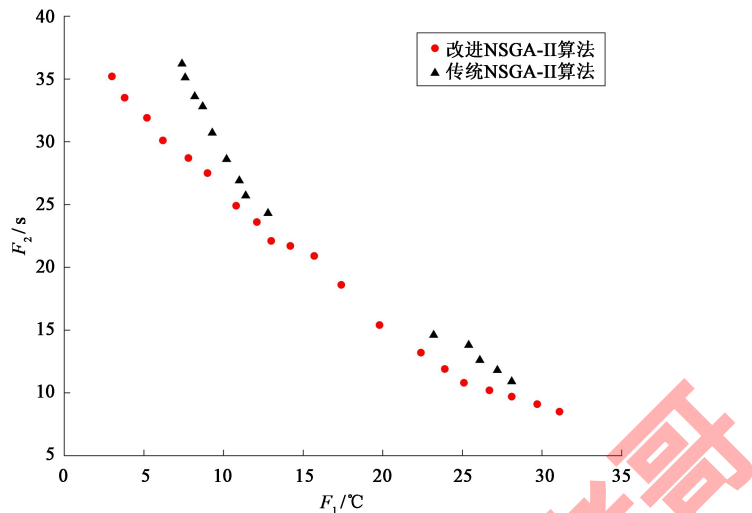


图 8 改进的 NSGA-II 寻优的 Pareto 解集

表 3 NSGA-II 寻优结果验证

(I, f) 优化参数	F_1			F_2		
	模型值	仿真值	相对误差	模型值	仿真值	相对误差
(8.15 A, 42.3 kHz)	345.3	352.8	2.12%	35.2	41.5	15.2%
(7.54 A, 55.2 kHz)	356.2	367.6	3.1%	33.4	39.7	15.8%
(6.73 A, 62.7 kHz)	367.4	377.8	2.75%	27.5	32.3	14.9%

4 结论

本文采用了一种基于支持向量机和改进的快速非支配排序遗传算法相结合的多目标遗传算法对电磁式卷烟加热器感应加热参数进行全局优化,利用有限元软件 Comsol 对烟具仿真模型计算获得训练样本,建立了烟具发热元件的输出温度与上升时间 SVM 回归模型,并利用遗传算法对核参数与惩罚因子进行优化,将所获得的回归预测模型输出作为改进的 NSGA-II 算法的待优化目标函数进行计算得到 Pareto 解集。通过该方法获得的优化参数经有限元模型验证,两者误差较小,表明了该方法的有效性;与其他算法相比,该方法可实现对多个目标函数的优化,其优化过程是对整个搜索空间的解并行搜索,克服了很多传统方法可能陷入局部最优的缺陷。

[参 考 文 献]

[1] HATSUKAMI D K, EBBERT J O, FEUER R M, et al. Changing smokeless tobacco products; new tobacco-delivery systems[J]. Am. J. Prev. Med., 2010, 33: 76-78.

[2] 牛淑洁,于涛,陈焰,等. 电子烟加热丝雾化技术探析[J]. 电子测量技术, 2018(17): 119-122.

[3] 张雪彪,杨玉龙,刘玉君. 钢板高频感应加热过程电磁-热耦合场分析[J]. 大连理工大学学报, 2012, 52(5): 676-682.

[4] 程亚平,李志刚,张强. 多目标遗传算法在感应加热电气参数优化中的应用[J]. 河北工业大学学报, 2015, 44(1): 1-5.

[5] 陈富豪,葛运旺,芦逸云. 金属工件感应加热工艺参数优化设计研究[J]. 计算机仿真, 2019, 36(1): 327-331.

[6] 何静,刘林凡,张昌凡,等. 参数优化的支持向量机机车车轮状态检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1709-1717.

- [7] ZHOU Jiu-sheng, CHENG Min-yuan, WU Yu-wei, et al. Optimizing parameters of support vector machine using fast messy genetic algorithm for dispute classification[J]. Expert Systems with Applications An International Journal, 2014, 41(8): 3955-3964.
- [8] 李素, 袁志高, 王聪, 等. 群智能算法优化支持向量机参数综述[J]. 智能系统学报, 2018, 13(1): 70-84.
- [9] 付光杰, 王程玮. 基于粒子群优化算法的风电和火电协调调度[J]. 国外电子测量技术, 2018, 37(7): 11-14.
- [10] PLESHIVTSEVA Y, RAPOPORT E, NACKE B, et al. Design and control of electrotechnological systems A multi-objective optimization approach[J]. Compel, 2020, 39(1): 239-247.
- [11] 李振, 陈进华, 张驰, 等. 基于 SVM 与 NSGA-II 的外转子永磁力矩电机多目标优化[J]. 微特电机, 2018, 46(11): 51-55.
- [12] 韩毅, 于恩林, 许学文, 等. 基于非支配排序遗传算法的直缝焊管焊接工艺参数优化[J]. 燕山大学学报, 2015, 39(5): 403-407.
- [13] DING H, WANG Z, GUO Y. Multi-objective optimization of fiber laser cutting based on generalized regression neural network and non-dominated sorting genetic algorithm[J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 108: 103337.
- [14] 徐弓岳, 丁华锋, 孙玉玉. 基于改进非支配排序遗传算法的正铲挖掘机工作装置优化设计[J]. 机械工程学报, 2016(52): 35-43.
- [15] BRAHAMI M A, DAHANE M, SOUIER M, et al. Sustainable capacitated facility location network design problem: a Non-dominated Sorting Genetic Algorithm based multiobjective approach[J]. Annals of Operations Research, 2020(9): 51-74.

[责任编辑: 李莉]

Research on multi-objective optimization of electromagnetic cigarette heater based on SVM and improved NSGA-II algorithm

WEI Xin-jian¹, LI Zhi-qiang², ZOU Jin-hui¹, LI Ting-hua², YOU Jun-heng²,
WANG Ru², SHANG Shan-zhai²

(1. Faculty of Information Engineering and Automation,

Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Technology Center of China Tobacco Yunnan Industrial Co., Ltd., Kunming 650202, China)

Abstract: In order to obtain the target temperature distribution of the heating element in a short time, a multi-objective genetic algorithm based on the combination of support vector machine and improved non-dominated sorting genetic algorithm is used to globally optimize the induction heating parameters of electromagnetic cigarette heaters. The induction heating parameters optimized by this method improve the temperature value and response speed of the heating element, and through the finite element model verification, it is found that the optimized parameters obtained by this method are calculated on the objective function and the maximum relative error between the model value and the simulation value is found. They are 3.1% and 15.8%, respectively, and the errors are small, which further demonstrates the effectiveness of this method in the multi-objective optimization problem of electromagnetic cigarette heaters.

Key words: induction heating; electromagnetic cigarette heater; support vector machine; non-dominated sorting genetic algorithm