

免疫标准化正规化约束方法及其应用

李 勇¹, 刘建昌², 王 昱³

(1. 沈阳工业大学“特种电机与高压电器”部、省共建重点实验室, 辽宁 沈阳 110870;

2. 东北大学 流程工业综合自动化教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110004; 3. 沈阳航空工业学院 自动化学院, 辽宁 沈阳 110136)

摘要: 为了加快标准化正规化约束(normalized normal constraint, 简称NNC)方法求解多目标优化问题的速度, 将免疫算法与NNC方法相结合提出了基于免疫算法的NNC方法, 简称免疫NNC(IA NNC)方法. 该方法利用免疫算法中的免疫接种技术, 从相邻的乌托邦面上的点对应的单目标优化问题的优化过程中提取疫苗, 对初始抗体群进行疫苗接种; 使用克隆选择算法求解NNC方法中的单目标优化问题, 进而使IA NNC方法能够更快的获得多目标优化问题的Pareto解集. 之后对IA NNC方法的收敛性进行了分析. 最后应用IA NNC方法对冷连轧轧制规程进行多目标优化, 结果表明与基于遗传算法的NNC方法相比, IA NNC方法用较少的运行时间获得了更好的冷连轧轧制规程多目标优化问题的Pareto解集.

关键词: 免疫算法; 标准化正规化约束方法; 冷连轧轧制规程; 多目标优化

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Immune normalized-normal-constraint method and its application

LI Yong¹, LIU Jian-chang², WANG Yu³

(1. Education Ministry and Province key laboratory of Special Motor and High Voltage Apparatus, Shenyang University of Technology, Shenyang Liaoning 110870;

2. Key Laboratory of Integrated Automation of Process Industry, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China;

3. Department of Automatic Control Shenyang Institute of Aeronautical Engineering, Shenyang Liaoning 110136, China)

Abstract: To accelerate the solving process of the multi-objective optimization problems by using the normalized-normal-constraint (referred to as NNC) method, we propose an immune algorithm called the IA NNC method by combining the immune algorithm with the NNC method. It uses the clonal-selection algorithm to solve the single-objective optimization problem by the NNC method; and extracts vaccines from the single-objective optimization process corresponding to the nearby points on the utopia plane. These vaccines are inoculated to the initial antibody population by using the vaccine-inoculation technique of the immune algorithm. By the combination of the above two methods, the IA NNC algorithm generates the Pareto solution-set more rapidly. Furthermore, the convergence of IA NNC method is analyzed. Finally, the IA NNC method is applied to optimize the multi-objective scheduling for the tandem cold rolling; it generates the Pareto solution-set for the rolling schedules with less time consumption compared with the genetic algorithm-based NNC method.

Key words: immune algorithm; normalized-normal-constraint method; rolling schedules of tandem cold rolling; multi-objective optimization

1 引言(Introduction)

2003年Messac A等人提出了一种新的构造Pareto解集的方法^[1~3]: NNC方法. 对于 M 维的多目标优化问题, 该方法给出了清晰的理论与方法来构造其分布均匀的Pareto解集.

最初的NNC方法使用高斯-牛顿优化方法, 由于梯度优化算法容易陷入局部最优解, 基于梯度优化算法的NNC方法同样也存在这一问题. 所以这类NNC方法获得的Pareto最优解可能是局部Pareto

最优解. 为了解决这一问题文献[4]提出了基于遗传算法的NNC方法(简称GA NNC方法), 用遗传算法来代替基于梯度的优化方法, 获得了较好的结果. 但是GA NNC方法还存在着如下的不足: 1) GA NNC方法无法利用NNC方法在求解多目标优化问题过程中的有用信息来缩短其获得Pareto解集所需的时间; 2) GA NNC方法中的GA没有采用精英保持策略, 可能会导致GA在解决NNC方法中每个子问题时进化过程中的最优解丢失. 由此得出GA并不是十分适

合NNC方法的进化算法. 寻找更适合NNC方法的进化算法是一项十分有意义的工作.

为了解决上述问题, 特别是问题1), 本文将免疫算法与NNC方法相结合提出了IA NNC方法, 并对其收敛性进行了分析. 最后应用该方法对冷连轧轧制规程进行多目标优化.

2 NNC方法(NNC method)

NNC方法是一种求解多目标优化问题的有效方法, 它具有如下的性质: 1) 生成的Pareto解集分布均匀; 2) 可以生成决策空间可行域内中的所有的Pareto解; 3) 实现简单.

NNC方法通过对决策空间可行域的缩减或扩展以及解一系列单目标优化问题来获得分布均匀的多目标优化问题的Pareto解集. 决策空间可行域缩减或扩展一次, 通过以下两步就可以获得一个Pareto解: 1) 将多目标优化问题转化为单目标优化问题; 2) 在本次缩减或扩展后的决策空间可行域内对这个单目标优化问题进行求解, 得到的解即为原多目标优化问题的一个Pareto解.

不失一般性, 考虑如式(1)所示的多目标优化问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & F(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_i(x), \dots, f_M(x)\}, \\ \text{s.t.} \quad & x \in \Omega, \\ & \Omega = \{x | g_i(x) \geq 0, i = 1, 2, \dots, m_1, \\ & h_j(x) = 0, j = 1, 2, \dots, m_2, \\ & x = [x_1 \ \dots \ x_n]^T\}. \end{aligned} \quad (1)$$

求解式(1)的NNC方法具体步骤如下^[1~3]:

Step 1 解单目标优化问题 $\min f_i(x), x \in \Omega, i = 1, 2, \dots, M$, 获得定位点(anchor points) $f^{1*}, f^{2*}, \dots, f^{M*}$. 包含所有定位点的超平面为乌托邦面(utopia plane). 定位点的数量与多目标优化问题中目标的维数相同. 定位点*i*定义为如下的形式:

$$f^{i*} = [f_1(x^{i*}) \ f_2(x^{i*}) \ \dots \ f_M(x^{i*})]^T, i = 1, 2, \dots, M,$$

其中 $x^{i*} = \arg \min_x f_i(x), x \in \Omega$, 即决策空间可行域内使目标函数*i*的值最小的个体.

Step 2 标准化. 计算乌托邦点(utopia point)

$$f^U = [f_1(x^{1*}) \ f_2(x^{2*}) \ \dots \ f_M(x^{M*})]^T.$$

天底点(nadir point)

$$\begin{aligned} f^N &= [f_1^N \ f_2^N \ \dots \ f_M^N]^T, \\ f_i^N &= \max\{f_i(x^{1*}), f_i(x^{2*}), \dots, f_i(x^{M*})\}, \\ & i = 1, 2, \dots, M. \end{aligned}$$

令

$$L = [l_1 \ l_2 \ \dots \ l_M]^T = f^N - f^U,$$

$$\bar{f}_i(x) = \frac{f_i(x) - f_i(x^{i*})}{l_i}, i = 1, 2, \dots, M.$$

Step 3 计算乌托邦面的向量共 $M - 1$ 个, 方向为 \bar{f}^{k*} 指向 \bar{f}^{M*} . $\bar{N}_k = \bar{f}^{M*} - \bar{f}^{k*}, k = 1, 2, \dots, M - 1$.

Step 4 计算 \bar{N}_k 方向上的标准化步长 δ_k ,

$$\delta_k = \frac{1}{m_k - 1}, k = 1, 2, \dots, M - 1,$$

其中 m_k 为预先设定的与 \bar{N}_k 方向相关的点的数量. 为了使乌托邦面上的点分布均匀, 当 m_1 确定后, m_k 用下式计算: $m_k = m_1 \cdot \|\bar{N}_k\| / \|\bar{N}_1\|$. 总的点数 $m = \sum_{k=1}^{M-1} m_k$.

Step 5 生成一组分布均匀的乌托邦面上的点 \bar{X}_{pj} :

$$\bar{X}_{pj} = \sum_{k=1}^M \alpha_{kj} \cdot \bar{f}^{k*}, \sum_{k=1}^M \alpha_{kj} = 1, 0 \leq \alpha_{kj} \leq 1,$$

Step 6 生成Pareto解. 用 \bar{X}_{pj} 通过解与之对应的单目标优化问题来获得原多目标优化问题的Pareto解, 即一个 \bar{X}_{pj} 对应一个Pareto解. 与 \bar{X}_{pj} 对应的单目标优化问题 Sop_j 为:

$$\begin{aligned} \min_x \quad & \bar{f}_M, \\ \text{s.t.} \quad & x \in \Omega_j, \\ & \Omega_j = \{x | g_i(x) \geq 0, i = 1 \sim g, \\ & h_l(x) = 0, l = 1 \sim h, \\ & \bar{N}_k \cdot (\bar{f} - \bar{X}_{pj})^T \leq 0, k = 1 \sim M - 1\}, \\ & \bar{f} = [\bar{f}_1(x) \ \bar{f}_2(x) \ \dots \ \bar{f}_M(x)]. \end{aligned} \quad (2)$$

Step 7 逆标准化. 即计算每个Pareto解对应的未标准化的目标函数值:

$$f_i(x) = \bar{f}_i(x) \cdot l_i + f_i(x^{i*}), i = 1, 2, \dots, M.$$

3 IA NNC方法(IA NNC method)

由2节可知NNC方法的关键问题为: 1) 决策空间可行域的扩展方法; 2) 一系列的单目标优化问题的求解方法. 现有的NNC方法重点解决的都是第一个问题, 而对问题2) 讨论的较少, 本文采用免疫算法中的克隆选择算法、疫苗接种方法与NNC方法相结合, 更好的解决了问题2).

使用NNC方法解决多目标优化问题时, 需要解的单目标优化问题的数量与乌托邦面上的均匀分布的点 \bar{X}_{pj} 的数量相同, 并且所有 Sop_j 待优化的目标函数都是相同的, 只是由 \bar{X}_{pj} 决定的决策空间的可行域 Ω_j 不同. 因此在求解 $\text{Sop}_j, j = k$ 时, 应该对求解 $\text{Sop}_j, j < k$ 时所获得的信息加以利用, 使 $\text{Sop}_j, j = k$ 问题的求解更加高效、快速. 这就需

要在求解 Sop_j 时将其有用的信息记录下来, 供求解其它单目标优化问题时使用. 免疫算法在求解单目标^[5,6]与多目标^[7,8]优化问题中都表现出很好的效果. 其中castro^[5]提出的克隆选择算法(clonal select algorithm, CSA)通过构造记忆单元, 实现了对最优解群体的记忆, 可以很好地完成这一任务, 所以提出的IA NNC方法采用CSA对 Sop_j 进行求解, 将求解过程中过程中记忆单元中的信息记录下来(记录到 $Memory_{Sop_j}$ 中), 供求解其它单目标优化问题时使用.

由NNC方法可以得出, 相邻的 \bar{X}_{pj} 对应的 Sop_j 问题的解也是相邻的^[1~3]. 所以IA NNC方法在求解 Sop_j 时利用免疫遗传算法^[9]中的接种疫苗(vaccination)思想从 $Memory_{Sop_k}$ (\bar{X}_{pk} 与 \bar{X}_{pj} 为乌托邦面上相邻的点)中提取疫苗, 接种到 Sop_j 问题的初始化种群中, 使其更快的收敛到 Sop_j 问题的最优解, 进而使IA NNC方法更快的获得多目标优化问题的Pareto解集.

IA NNC方法的具体步骤如下:

Step 1 按照2节中Step1~Step5生成 \bar{X}_{pj} , $j = 1 \sim m$;

Step 2 当 $j = 1 \sim m$, 按空间上的顺序, 针对每一个 \bar{X}_{pj} 求解与其对应的单目标优化问题 Sop_j ;

Substep 1 规定求解 Sop_j 的初始抗体群规模为 N , 最大执行代数数为 gen 与终止条件为最优个体连续10代无改进, 记忆单元的规模为 $0.2N$;

Substep 2 在已经求解过的 Sop_k 所对应的 \bar{X}_{pk} , $k < j$ 中找到与 \bar{X}_{pj} 欧式距离较小的 $M-1$ (多目标优化问题的目标数)个点(当 $j < M-1$ 时, 则不用选择, 直接利用已求解的 $j-1$ 个点). 将求解这 $M-1$ 个点的CSA记忆单元中的抗体作为求解 Sop_j 问题的初始种群的疫苗集 $\phi_{vaccination}$;

Substep 3 随机生成规模为 N 的初始抗体群 Pop_0 , 计算每个抗体对应的 Sop_j 问题的亲合度函数值, 并用乌托邦点 f^U , 天底点 f^N 标准化目标函数值, 获得对应的 \bar{f}_M . 在 $\phi_{vaccination}$ 中随机选择 $0.2N$ 个抗体替换掉 Pop_0 中的 \bar{f}_M 值较大的 $0.2N$ 个抗体;

Substep 4 根据式(2)中的 Ω_j 计算惩罚值, 及加入惩罚因子的抗体-抗原亲合度函数 F_{eval} . 在当前种群 Pop 中给定一个抗体 x , 其适应性罚函数构造如下^[10]:

$$\begin{cases} p(x) = 1 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[\frac{\Delta b_i(x)}{\Delta b_i^{\max}} \right]^a, \\ \Delta b_i(x) = \max\{0, c_i(x) - b_i\}, \\ \Delta b_i^{\max} = \max\{\varepsilon, \Delta b_i(x) | x \in Pop\}. \end{cases} \quad (3)$$

其中: $c_i(x)$ 为 Ω_j 中等式与不等式约束转化为 $c_i(x)$

$\leq b_i$ 统一形式后的 \leq 的左边部分; $\Delta b_i(x)$ 是当前抗体对第 i 个约束的违背值; Δb_i^{\max} 是当前种群中对约束 i 的最大违背值; ε 是一个小正数, 用来避免法函数中出现被零除的情况. 加入惩罚因子的抗体-抗原亲合度函数为

$$F_{eval}(x) = \bar{f}_M(x) \cdot p(x); \quad (4)$$

Substep 5 判断停止准则与进化代数. 符合停止准则或进化代数大于 gen 则算法进入Substep11, 否则进行下一步;

Substep 6 将种群中的抗体按照其对应的 F_{eval} 值从小到大的顺序排序. 选择前 $0.15N$ 个抗体加上剩余的抗体中随机选出的 $0.05N$ 个抗体, 放入记忆单元中, 做克隆操作. 设对抗体 x_i 做克隆操作得到 y_i , 用 $Clone_{op}$ 表示克隆算子则:

$$y_i = Clone_{op}(x_i) = I_i \times x_i = [x_i \ x_i \ \cdots \ x_i],$$

I_i 为元素为1的 q_i 维行向量, $q_i = 0.2N$, $i = 1 \sim 0.2N$;

Substep 7 对每个 y_i 进行概率为1的多项式变异得到 mut_i . 多项式变异操作作用 Pm_{op} 表示:

$$\begin{aligned} mut_i &= Pm_{op}(y_i) = \\ &[Pm_{op}(x_i) \ Pm_{op}(x_i) \ \cdots \ Pm_{op}(x_i)] = \\ &[mut_{i,1} \ mut_{i,2} \ \cdots \ mut_{i,q_i}], i = 1 \sim 0.2N; \end{aligned}$$

Substep 8 计算 mut_i 及 x_i 的加入惩罚因子的抗体-抗原亲合度函数值(用Substep4的方法计算):

$$\begin{aligned} F_{eval}(mut_i) &= \\ &[F_{eval}(mut_{i,1}) \ F_{eval}(mut_{i,2}) \ \cdots \ F_{eval}(mut_{i,q_i})], \\ &i = 1 \sim 0.2N; \end{aligned}$$

Substep 9 更新记忆单元. 选出 $F_{eval}(mut_i)$ 中最小的分量的个体记为 $mut_{i,*}$, 比较 $F_{eval}(mut_{i,*})$ 与 $F_{eval}(x_i)$ 的大小, 如果 $F_{eval}(mut_{i,*})$ 小于 $F_{eval}(x_i)$ 则令 $x_i = mut_{i,*}$, 否则 x_i 保持不变, $i = 1 \sim 0.2N$;

Substep 10 代数加1, 返回Substep5;

Substep 11 种群中 F_{eval} 值最小的抗体即为 Sop_j 的优化结果, 记为 $x_{solution_j}$. 最后一代的记忆单元中的抗体可为其相邻的乌托邦面上的点 \bar{X}_{pj+n} 提供求解其对应的单目标问题 Sop_{j+n} 的疫苗;

Step 3 计算 $x_{solution_j}$, $j = 1 \sim m$ 的 M 个目标函数值, 并将其进行非支配排序, 将rank值不等于1的抗体删除, 剩下的 $x_{solution_j}$ 即为式(1)的Pareto解集. IA NNC方法结束.

注 1 上述步骤中Substep2,3体现了前文所说的疫苗接种操作; Substep4为对约束的处理; Substep5~10为克隆选择操作.

4 收敛性分析(Convergence analysis)

要证明 IA NNC 方法是收敛的, 只需证明 IA NNC方法在求解Sop_j是收敛的. 这是因为IA NNC方法是由 m 个Sop_j问题组成, 而 m 为一个有限的整数, 只要IA NNC方法在求解每个Sop_j时的收敛概率为1, 则IA NNC方法是收敛的. 设 x 为决策变量, Ω 为决策变量的可行域, F 为适应度函数, g 为进化代数, Pop_{*i*}为第 i 代的种群. 当满足如下条件:

1) $\forall x, y \in \Omega$, y 为 x 通过进化操作所得(可达性).

2) 群体进化序列Pop₀, Pop₁, Pop₂, ... 是单调的, 即

$$\forall t: \min\{F(x_{t+1}) | x_{t+1} \in \text{Pop}_{t+1}\} \leq \min\{F(x_t) | x_t \in \text{Pop}_t\}.$$

单目标进化算法的收敛概率为1^[11]. 所以只需证明IA NNC方法在求解每个Sop_j时同时满足条件1)和2), 即可证明IA NNC方法收敛.

满足条件1)的分析: IA NNC方法采用的进化操作算子为克隆算子加上概率为1的多项式变异算子. 根据概率论中的随机变量函数概率分布的求取方法和多项式变异的公式推出, 抗体 $x = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n]$ 经过克隆算子与变异算子的操作产生抗体 $y = [y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_n]$ 的概率为:

$$\begin{aligned} P\{Pm_{\text{op}}(\text{Clone}_{\text{op}}(x)) = y\} &= \prod_{k=1}^n P^{q_i}\{Pm_{\text{op}}(x_k) = y_k\} = \prod_{k=1}^n \sigma_k^{q_i}(x_k \rightarrow y_k), \\ \sigma_k(x_k \rightarrow y_k) &= P\{Pm_{\text{op}}(x_k) = y_k\} = \\ P\{\delta_k = \frac{y_k - x_k}{x_k^u - x_k^l}\} &= f_{\delta_k}\left(\frac{y_k - x_k}{x_k^u - x_k^l}\right) = \\ \begin{cases} (\eta_m + 1) \cdot \left(\frac{y_k - x_k}{x_k^u - x_k^l} + 1\right)^{\eta_m} / 2, & x_k^l \leq y_k < x_k; \\ (\eta_m + 1) \cdot \left(1 - \frac{y_k - x_k}{x_k^u - x_k^l}\right)^{\eta_m} / 2, & x_k^u \geq y_k \geq x_k. \end{cases} \end{aligned}$$

$f_{\delta_k}(\cdot)$ 为 δ_k 的概率密度函数. 当 $\eta_m > 0$ 时 $\sigma_k(x_k \rightarrow y_k) > 0$, 得出 $P\{Pm_{\text{op}}(\text{Clone}_{\text{op}}(x)) = y\} > 0$, 进而得出IA NNC方法在求解Sop_j时满足条件1).

满足条件2)的分析: 任取代数 t , 组成第 t 代种群的抗体可分为记忆单元中的抗体Pop_{*t*}^m和一般抗体Pop_{*t*}^{nor}, 并且Pop_{*t*}^m \cup Pop_{*t*}^{nor} = Pop_{*t*}. 由算法的Substep 6~9可得:

$$\begin{aligned} F(x_{t+1}) &\leq F(x_t) | x_t \in \text{Pop}_t^m, \\ F(x_{t+1}) &= F(x_t) | x_t \in \text{Pop}_t^{\text{nor}}. \end{aligned} \quad (5)$$

设

$$\min\{F(x_t) | x_t \in \text{Pop}_t\} = F(x_t^*), \quad (6)$$

则由式(5)可以推出

$$F(x_t^*) \leq F(x_{t+1}^*). \quad (7)$$

又因为

$$\min\{F(x_{t+1}) | x_{t+1} \in \text{Pop}_{t+1}\} \leq F(x_{t+1}^*), \quad (8)$$

由式(6)~(8)推出

$$\forall t: \min\{F(x_{t+1}) | x_{t+1} \in \text{Pop}_{t+1}\} \leq \min\{F(x_t) | x_t \in \text{Pop}_t\},$$

即IA NNC方法在求解Sop_j时满足条件2), 由文献[11]的结论可得IA NNC方法在求解Sop_j时的收敛概率为1, 进而可得IA NNC方法是收敛的.

5 基于IA NNC方法的冷连轧轧制规程多目标优化(IA NNC method based rolling schedules multi-objective optimization of tandem cold rolling)

5.1 冷连轧轧制规程多目标优化模型(Multi-objective optimization model of rolling schedules for tandem cold rolling)

某冷轧厂的酸轧线采用五机架六辊UCM轧机, 此种机型能够在高压下量的情况下实现稳定轧制并且保证良好的带钢板形和边缘降. 轧机配有液压压下系统以及带钢板形控制功能. 以该生产线五机架冷连轧机为例, 应用IA NNC方法对轧制规程进行多目标优化. 选择文献[12]中3目标冷连轧轧制规程的多目标优化模型中的功率裕量平衡目标与轧制能耗目标建立了2目标的冷连轧多目标优化模型:

$$\begin{aligned} \min F(x) &= \{f_1(x), f_2(x)\}, \\ \text{s.t. } g_i(x) &\leq 0, i = 1, 2, \dots, m, \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $x = (r_1, r_2, r_3, r_4, r_5)$ 为轧制规程的决策变量, r_i , $i = 1 \sim 4$ 为第 i 架的相对压下率, r_5 为5架的绝对压下率; $g_i(x)$ 为约束条件, 根据轧机的机械型号、电气状态条件、实际操作中应满足的条件确定为: 1) 压下率 $0.1 \leq r_i \leq 0.45$, $i = 1 \sim 4$, $0.005 < r_5 < 0.03$; 2) 轧制力、轧制力矩、轧制功率小于各机架所允许的最大值; 3) 轧制速度在满足生产要求的末机架最小速度与轧机机械系统允许的最大速度之间. 反映功率裕量平衡的目标函数 $f_1(x)$ 与反映轧制能耗的目标函数 $f_2(x)$ 分别为:

$$f_1(x) = \alpha \sum_{i=1}^{L-1} \ln[1 + \beta \times (\text{Bal}_i - 1)^2], \quad (10)$$

$$\begin{cases} \text{Bal}_1 = P_1/P_2, & i = 1; \\ \text{Bal}_i = \frac{H_{P_i}/H_{P_{\max_i}}}{(\sum_{i=2}^L H_{P_i}/H_{P_{\max_i}})/(L-1)}, & 1 < i < L-1. \end{cases}$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^L H_{P_i}. \quad (11)$$

其中: P_i 为 i 架轧制力; H_{P_i} 为 i 架电机功率的计算值; $H_{P_{\max i}}$ 为 i 架电机额定功率; L 为机架数; $\alpha = 10000$, $\beta = 5$. 由于需要求解的是冷连轧轧制规程 2 目标优化问题的 Pareto 解集, 在计算功率平衡系数 Bal_i 时采用文献 [12] 中所述冷连轧生产线过程自动化轧制规程设定程序中的一般方式, 即在计算 Bal_i 时没有加入人为设定的等功率裕量比例系数 A_i .

5.2 优化参数以及结果(Optimization parameters and results)

表 1 所示为实际的轧机参数 [12]. 带钢来料尺寸为 $2.6 \text{ mm} \times 900 \text{ mm}$ 的 DQ 钢, 成品尺寸为 $0.5 \text{ mm} \times 900 \text{ mm}$. 所有算法均在 Pentium® D CPU 3.20 GHz 3.19 GHz, 1 GB 内存的电脑上, MATLAB 环境中运行.

表 1 冷连轧机参数

Table 1 Parameters of the tandem cold mills

机组参数	机架号				
	1	2	3	4	5
最大轧制力/t	2000	2000	2000	1000	1000
最大转速/($\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$)	542	861	1190	1250	1250
额定功率/kw	4000	5750	5750	5750	5750
工作辊半径/mm	221.2	226.9	221.4	235.7	237.2

设定 \bar{X}_{pj} 的个数为 10 个, 用 IA NNC 方法求解 Sop_j 时初始抗体群规模取为 20 (记为 IA NNC 20), 最大运行代数数为 100 代, 多项式变异的参数 η_m 取为 20; GA NNC 方法求解 Sop_j 时最大运行代数数为 100 代, 初始抗体群规模为分别取为与 IA NNC 方法一样的 20 以及更大的 35, 50 (分别记为 GA NNC 20, 35, 50), 交叉概率为 0.9, 参数 η_c 取为 20, 多项式变异概率为 0.1, 参数 η_m 取为 20. 2 种方法, 3 种不同规模的初始抗体群的优化结果如图 1 所示.

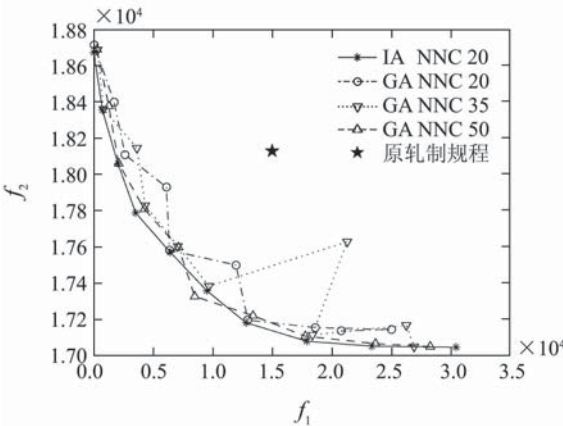


图 1 10 个点的优化结果.

Fig. 1 Optimization result of ten points

未经优化的、实际应用的轧制规程计算出的两个目标函数值为: $f_1^{\text{ori}} = 14975.78$, $f_2^{\text{ori}} = 18128.71$, 如图中星形所示. 由该点所处的位置, 可以得出 IA NNC 方法与 GA NNC 方法都可以有效地获得比原轧制规程更好的式 (9) 的 Pareto 解集. 令 $\text{Pareto}_{\text{alg}}^{\text{pop}}$, $\text{time}_{\text{alg}}^{\text{pop}}$ 分别表示 alg 算法, 求解 Sop_j 时初始抗体群规模为 pop 的 Pareto 解集和算法运行时间. 从图中可以看出 $\text{Pareto}_{\text{IANNNC}}^{20}$ 明显优于 $\text{Pareto}_{\text{GANNNC}}^{20}$ 和 $\text{Pareto}_{\text{GANNNC}}^{35}$, 与 $\text{Pareto}_{\text{GANNNC}}^{50}$ 相比在收敛性上表现相当, 但 $\text{Pareto}_{\text{IANNNC}}^{20}$ 分布性好. 又由

$$\begin{aligned} \text{time}_{\text{IANNNC}}^{20} &= 11.154 \text{ s} < \\ \text{time}_{\text{GANNNC}}^{20} &= 13.282 \text{ s} < \\ \text{time}_{\text{GANNNC}}^{35} &= 34.148 \text{ s} < \\ \text{time}_{\text{GANNNC}}^{50} &= 46.920 \text{ s} \end{aligned}$$

得出: IA NNC 方法用较少的运行时间获得了优于 GA NNC 方法的式 (9) 的 Pareto 解集.

设定 \bar{X}_{pj} 的个数为 20 个, 用 IA NNC 方法求解 Sop_j 时初始抗体群规模取为 30, 最大运行代数数为 100 代, 多项式变异的参数 η_m 取为 20; GA NNC 方法求解 Sop_j 时最大运行代数数为 100 代, 初始抗体群规模为分别取为与 IA NNC 方法一样的 30 以及更大的 50, 交叉概率为 0.9, 参数 η_c 取为 20, 多项式变异概率为 0.1, 参数 η_m 取为 20. 2 种方法, 2 种不同规模的初始抗体群的优化结果如图 2 所示.

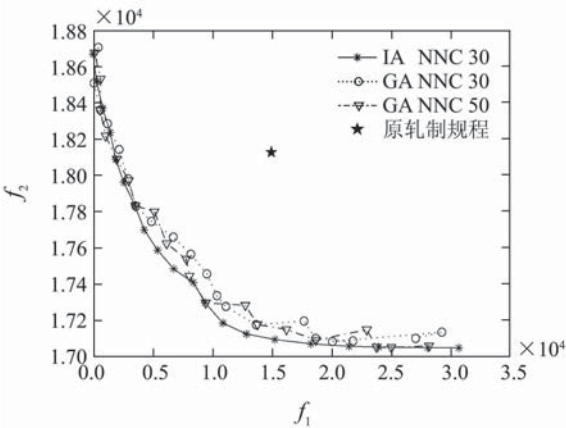


图 2 20 个点的优化结果

Fig. 2 Optimization result of twenty points

从图中看出当 \bar{X}_{pj} 的个数为 20 时, $\text{Pareto}_{\text{IANNNC}}^{30}$ 明显优于 $\text{Pareto}_{\text{GANNNC}}^{30}$ 和 $\text{Pareto}_{\text{GANNNC}}^{50}$. 又由

$$\begin{aligned} \text{time}_{\text{IANNNC}}^{30} &= 53.686 \text{ s} < \\ \text{time}_{\text{GANNNC}}^{30} &= 54.868 \text{ s} < \\ \text{time}_{\text{GANNNC}}^{50} &= 101.710 \text{ s} \end{aligned}$$

得出: IA NNC 方法用较少的运行时间获得了优于

GA NNC方法的式(9)的Pareto解集.

对比图1、图2可以得出: 当 \bar{X}_{pj} 取为10时:

$$\text{time}_{\text{GANNC}}^{50} = 46.920 \text{ s}, \text{time}_{\text{IANNC}}^{20} = 11.154 \text{ s},$$

Pareto $_{\text{GANNC}}^{50}$ 与Pareto $_{\text{IANNC}}^{20}$ 相比收敛性上表现相当, 但分布性差; 当 \bar{X}_{pj} 取为20时:

$$\text{time}_{\text{GANNC}}^{50} = 101.710 \text{ s}, \text{time}_{\text{IANNC}}^{30} = 53.686 \text{ s},$$

Pareto $_{\text{GANNC}}^{50}$ 完全劣于Pareto $_{\text{IANNC}}^{30}$. 这是因为 \bar{X}_{pj} 点的数量多, 它们之间的距离更近, 造成Sop $_j$ 问题的解之间的距离也更近了, 进而可以为后续的Sop $_{j+n}$ 问题提供更为有效地疫苗, 加快了IA NNC方法的收敛速度. 即人为设定 \bar{X}_{pj} 的数量越大, IA NNC方法与GA NNC方法相比较, 优势越为明显.

6 结论(Conclusion)

本文将免疫算法与NNC方法相结合提出了IA NNC方法. 该方法利用免疫算法中的免疫接种技术, 从相邻的Sop $_j$ 的优化过程中提取疫苗, 对初始抗体群进行疫苗接种; 采用克隆选择算法求解NNC方法中的Sop $_j, j \in 1 \sim m$, 使IA NNC方法能够更快的获得多目标问题的Pareto解集, 并对IA NNC方法的收敛性进行了分析. 最后应用IA NNC方法对冷连轧轧制规程进行多目标优化. 对比优化结果图1、图2和算法的运行时间可以得出: IA NNC方法可以有效地获得比原轧制规程更好的式(9)的Pareto解集; 与GA NNC方法相比, IA NNC方法用较少的运行时间获得了更好的冷连轧轧制规程多目标优化问题的Pareto解集, 并且随着人为设定的 \bar{X}_{pj} 点的数量的增加, IA NNC方法的优势体现的越为明显.

参考文献(References):

- [1] MESSAC A, ISMAIL-YAHAYA A, MATTSON C. The normalized normal constraint method for generating the Pareto frontier[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2003, 25(2): 86 – 98.
- [2] MESSAC A, MATTSON C. Normal constraint method with guarantee of even representation of complete Pareto frontier[J]. *AIAA Journal*, 2004, 42(10): 1 – 11.
- [3] MATTSON C, MULLUR A A, MESSAC A. Smart Pareto filter: obtaining a minimal representation of multiobjective design space[J].

Engineering Optimization, 2004, 36(6): 721 – 740.

- [4] MARTINEZ M, GARCIA-NIETO S, SANCHIS J, et al. Genetic algorithms optimization for normalized normal constraint method under Pareto construction[J]. *Advances in Engineering Software*, 2009, 40: 260 – 267.
- [5] DECASTRO L C, ZUBEN F J VON. The clonal selection algorithm with engineering applications[C] // *Proceedings of GECCO'00 workshop on Artificial Immune Systems and their Applications*. Las Vegas, Nevada, USA: [s.n.], 2000: 36 – 37.
- [6] 李中华, 谭洪舟, 张雨浓, 等. 基于免疫算法的午饭时期层高峰交通电梯群控制的动态优化[J]. *控制理论与应用*, 2007, 24(2): 177 – 182.
(LI Zhonghua, TAN Hongzhou, ZHANG Yunong, et al. Dynamic optimization of elevator group control based on artificial immune algorithm for inter-floor peak traffic during lunch-time[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(2): 177 – 182.)
- [7] ZHANG Z. Multiobjective optimization immune algorithm in dynamic environments and its application to greenhouse control[J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(2): 959 – 971.
- [8] GONG M G, JIAO L C, DU H F, et al. Multiobjective immune algorithm with nondominated neighbor-based selection[J]. *Evolutionary Computation*, 2008, 16(2): 225 – 255.
- [9] JIAO L, WANG L. A novel genetic algorithm based on immunity[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part A: System and Humans*, 2000, 30(5): 552 – 561.
- [10] CHENG R, GEN M. *An adaptive superplane approach for multiple object optimization problems*[R]. Japan: Ashikaga Institute of Technology, 1998.
- [11] THOMAS B. *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice*[M]. New York: Oxford University Press, 1996.
- [12] 李勇, 刘建昌, 王昱. 改进权重自适应GA及冷连轧轧制规程多目标优化[J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(6): 687 – 693.
(LI Yong, LIU Jianchang, WANG Yu. Improved adaptive weight approach GA based rolling schedules multi-objective optimization of tandem cold rolling[J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(6): 687 – 693.)

作者简介:

李 勇 (1980—), 男, 博士研究生, 主要从事多目标优化算法、轧制流程优化与控制的研究, E-mail: liyong.neu@gmail.com;

刘建昌 (1960—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事智能控制理论与应用、复杂过程控制与优化的研究, E-mail: liujianchang@ise.neu.edu.cn;

王 昱 (1980—), 女, 助教, 硕士, 主要从事复杂工业过程控制与优化的研究, E-mail: wangyu.siae@gmail.com.