



# 差分进化算法研究

报告人：孙良旭



# 差分进化算法

- 采用向量形式在连续解空间中根据向量之间差异进行搜索，随机寻找问题最优解的群智能优化算法
- 控制参数为种群规模NP、差分缩放比例因子F和交叉概率CR
- 三种算子为变异（Mutation）、交叉（Crossover）和选择（Selection）
- 研究热点为控制参数设置、差分策略定义和算法框架设计，解决广度搜索（exploration）和深度搜索（exploitation）平衡问题



## Classic DE算法

$$P_g = \{x_{1,g}, x_{2,g}, \dots, x_{NP,g}\}, g = 1, 2, \dots, g_{max}$$

$$x_{i,g} = \{x_{i,g}^1, x_{i,g}^2, \dots, x_{i,g}^D\}, i = 1, 2, \dots, NP, g = 1, 2, \dots, g_{max}$$

$$v_{i,g} = x_{r1,g} + F * (x_{r2,g} - x_{r3,g}), r1 \neq r2 \neq r3 \neq i$$

$$u_{i,g}^j = \begin{cases} v_{i,g}^j, & \text{如果}(rand(0,1) \leq CR \text{ 或者 } j = j_{rand}) \\ x_{i,g}^j, & \text{否则} \end{cases}$$

$$u_{i,g}^j = L^j + rand(0,1) * (U^j - L^j)$$

$$x_{i,g+1} = \begin{cases} u_{i,g}, & \text{如果 } f(u_{i,g}) < f(x_{i,g}) \\ x_{i,g}, & \text{否则} \end{cases}$$



## JADE算法

$$\mu_F = (1 - c) \cdot \mu_F + c \cdot L_2(S_f) \quad \mu_F \in [0,1]$$

$$\mu_{CR} = (1 - c) \cdot \mu_{CR} + c \cdot L_1(S_{cr}) \quad \mu_{CR} \in [0,1]$$

$$L_p(\{z_1, z_2, \dots, z_n\}) = \frac{\sum_{k=1}^n z_k^p}{\sum_{k=1}^n z_k^{p-1}} \quad , p = 1, 2$$



## jDE算法

$$F' = \begin{cases} 0.1 + rand1 * 0.9 & \text{如果 } rand0 < pi1 \\ F & \text{否则} \end{cases}$$

$$CR' = \begin{cases} rand3 & \text{如果 } rand2 < pi2 \\ CR & \text{否则} \end{cases}$$



## b6e6rl算法

- 所有个体控制参数 $F$ 为0.5或者0.8，控制参数 $CR$ 为0、0.5和1.0，6种组合
- 变异策略为DE/rand/1/bin和DE/rand/1/exp，12种策略组合
- 轮盘赌算法随机竞争选择一种变异策略

$$q_i = \sum_{j=1}^i p_i$$

- 如果变异策略起到成功进化作用，那么参数 $n0$ 增加该变异策略选择概率
- 如果变异策略选择概率低于参数 $delta$ ，所有策略选择概率重新初始化1/12



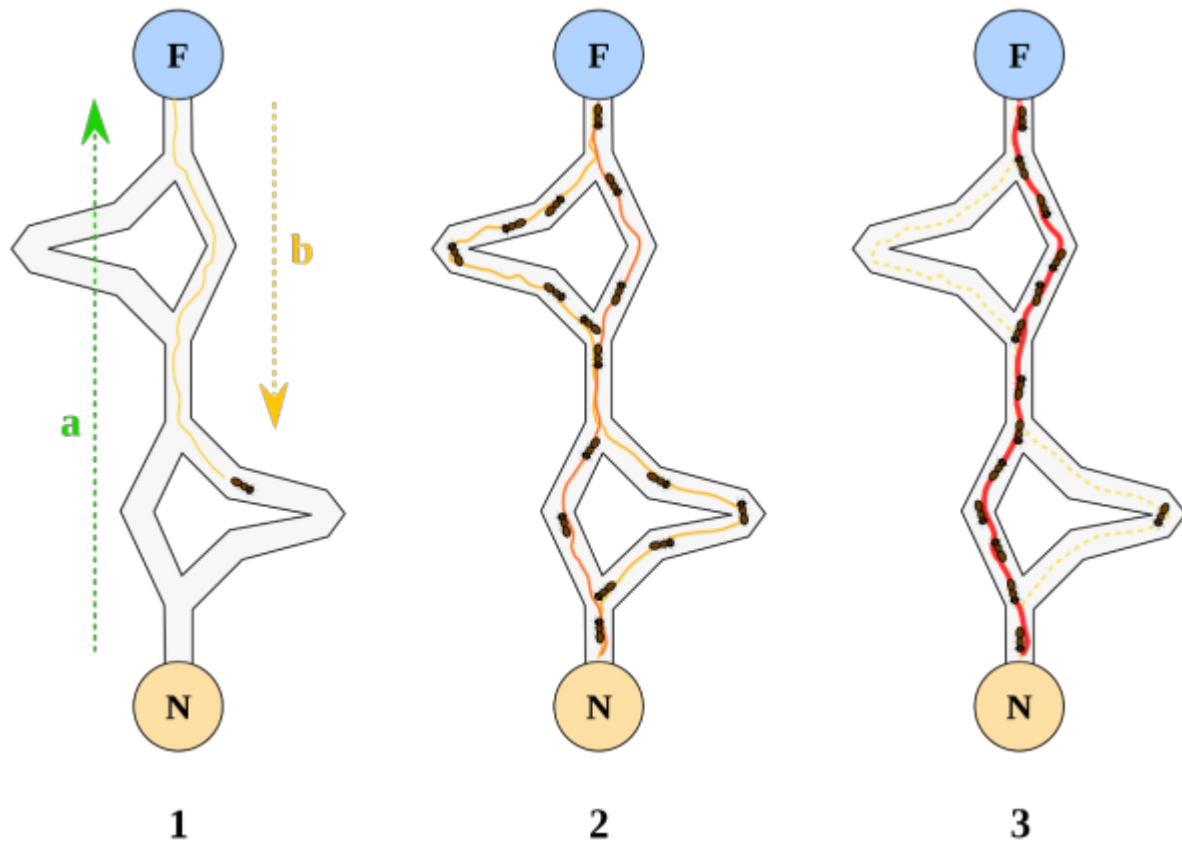
# 差分进化算法差分策略

名称↵	差分策略↵	差分表达式↵
$DS_1$ ↵	$DE/rand/1/bin$ ↵	$X_{r1} + F * (X_{r2} - X_{r3})$ ↵
$DS_2$ ↵	$DE/rand/2/bin$ ↵	$X_{r1} + F * (X_{r2} - X_{r3} + X_{r4} - X_{r5})$ ↵
$DS_3$ ↵	$DE/best/1/bin$ ↵	$X_{best} + F * (X_{r1} - X_2)$ ↵
$DS_4$ ↵	$DE/best/2/bin$ ↵	$X_{best} + F * (X_{r1} - X_{r2} + X_{r3} - X_{r4})$ ↵
$DS_5$ ↵	$DE/rand-to-best/bin$ ↵	$X_{r1} + F * (X_{best} - X_{r1} + X_{r2} - X_{r3})$ ↵
$DS_6$ ↵	$DE/current-to-best/bin$ ↵	$X_i + F * (X_{best} - X_i + X_{r1} - X_{r2})$ ↵
$DS_7$ ↵	$DE/current-to-rand/bin$ ↵	$X_i + F * (X_{r1} - X_i + X_{r2} - X_{r3})$ ↵

# 蚁群优化算法

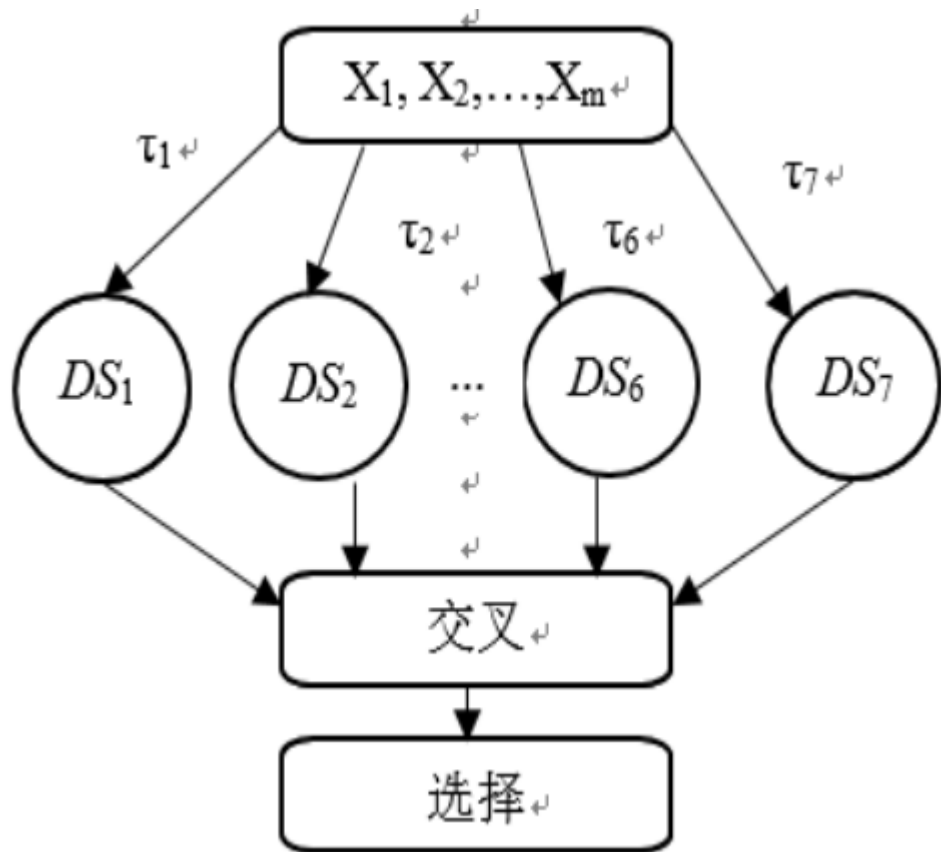


## 蚁群优化算法原理





# 差分策略自适应选择机制



- 个体作为蚂蚁
- 差分策略作为选择路径节点
- 个体更偏向选择信息素浓度高的路径节点，即选择对进化有利的差分策略进行变异



# 策略池设计

■ 策略池中包含有5种类型的策略，

1. Classic DE控制参数，DE/rand/1/bin变异策略
2. Classic DE控制参数，DE/rand/1/exp变异策略
3. Improved JADE 控制参数，IQE变异策略
4. Improved jDE 控制参数，IQE变异策略
5. IQE 控制参数，IQE变异策略

■ 使用JADE和jDE算法原有控制参数设置方法重复生成NP个F和CR作为 $F_i$ 和 $CR_i$ ，然后对NP个 $F_i$ 和 $CR_i$ 进行降序排序，排序后的 $F_i$ 和 $CR_i$ 作为个体i的控制参数，使用个体质量评价IQE差分策略替换JADE和jDE算法原有差分策略。



# 种群拥挤裁剪策略

- 通过拥挤距离来衡量种群的密度，将种群中密度较高区域中的个体剔除掉，然后利用随机方法构造新个体补充到种群中来，提高种群的多样性
- 两个个体的拥挤距离采用两个个体的欧式距离描述

$$d_{12} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{1k} - x_{2k})^2}$$

- 最小拥挤距离  $d_{min}$

$$d_{min} = d_{bw} * \omega$$



# 差分进化中的个体质量评价思想

- 在求解带约束的优化问题时，评价种群个体质量使用的信息包括个体适应度值、约束违反个数和约束违反量。在经典DE和DE变体算法中，这些信息并没有被考虑用来调整算法控制参数和设置变异交叉策略。
- 考虑种群个体整体质量评价将进化划分为两个阶段。在每一个阶段，计算个体的适应度值、约束违反个数和约束违反量，然后评价个体的质量，对种群中的个体根据评价结果按照从好到差顺序进行排序。
- 种群中的个体可以根据个体质量评价划分为优势个体和劣势个体。优势个体控制种群整体进化的搜索方向。劣势个体控制种群整体进化的个体多样性。一般来说，更好的个体更可能出现在优势个体的附近或者远离劣势个体的位置上



# 种群个体择优机制

- 按照可行个体优先策略对种群个体进行排序
  - (1)  $X_i$ 是可行个体，而 $X_j$ 不是可行个体
  - (2)  $X_i$ 和 $X_j$ 都是可行个体， $X_i$ 比 $X_j$ 具有更小的适应度值
  - (3)  $X_i$ 和 $X_j$ 都是不可行个体， $X_i$ 比 $X_j$ 具有更小的归一化约束违反量



# IQE控制参数设置

$$F_i' = N(\mu, \sigma^2), \quad i = 1, \dots, NP, F_i' \in [0.1, 0.9]$$

$$CR_i' = N(\mu, \sigma^2), \quad i = 1, \dots, NP, CR_i' \in [0.1, 0.9]$$



# IQE变异策略设计

- 第一阶段，种群中的优势个体按照DE/current-to-rand/1/bin差分策略变异，劣势个体按照DE/current-to-best/1/bin差分策略变异。

$$v_i = \begin{cases} X_i + F_i * (X_{r1} - X_i) + F_i * (X_{r2} - X_{r3}), & X_i \in \text{优势个体} \\ X_i + F_i * (X_{rs} - X_i) + F_i * (X_{r1} - X_{r2}), & X_i \in \text{劣势个体} \end{cases}$$

- 第二阶段，种群中的优势个体按照DE/rand-to-rand/1/bin差分策略变异，劣势个体按照DE/rand-to-best/1/bin差分策略变异

$$v_i = \begin{cases} X_{r1} + F_i * (X_{r2} - X_{r1}) + F_i * (X_{r3} - X_{r4}), & X_i \in \text{优势个体} \\ X_{r1} + F_i * (X_{rs} - X_{r1}) + F_i * (X_{r2} - X_{r3}), & X_i \in \text{劣势个体} \end{cases}$$



# 种群个体约束放松处理

- 约束放松处理方法 (  $\varepsilon$ -Constraint , EC )

$$\varepsilon(0) = cv(X_{\theta})$$

$$\varepsilon(g) = \begin{cases} \varepsilon(0) \left(1 - \frac{g}{G_c}\right)^{cp}, & 0 < g < G_c \\ 0, & g \geq G_c \end{cases}$$

- 小于约束放松取值的不可行个体，可以认定约束违反程度是可接受的，可以参考可行个体进行处理，定义为可接受个体





# 种群个体维度EDA处理

- 对优势种群中的个体，随机选择一个维度取值作为均值，根据维度扰动需要设定方差，通过正态分布采样生成符合维度取值上下限的新维度取值，进行邻域搜索

$$X'_{r,d} = N(X_{r,d}, dp) , d = 1, \dots, D, X'_{r,d} \in [X_d^l, X_d^u]$$



# 典型科研项目

- 大学计算机基础考试系统
- Supercontral软件权限管理系统
- 基于物联网的智能农业实时监控平台
- 钢铁能源配置建模与优化技术研究
- 基于网络协议分析和模式匹配的信息反馈系统的研究与开发



# 论文成果

- A mixed integer programming model for gas distribution problem with complex gas applied characteristics,
- 置换流水车间调度问题的两阶段分布估计算法
- 一种自适应差分进化算法在煤气分配中的应用



# 科研计划

- 多目标优化问题建模
- 差分进化算法模型求解
- 机器学习算法和框架
- 建模工具、开源框架
- Python编程, .NET 跨平台开发