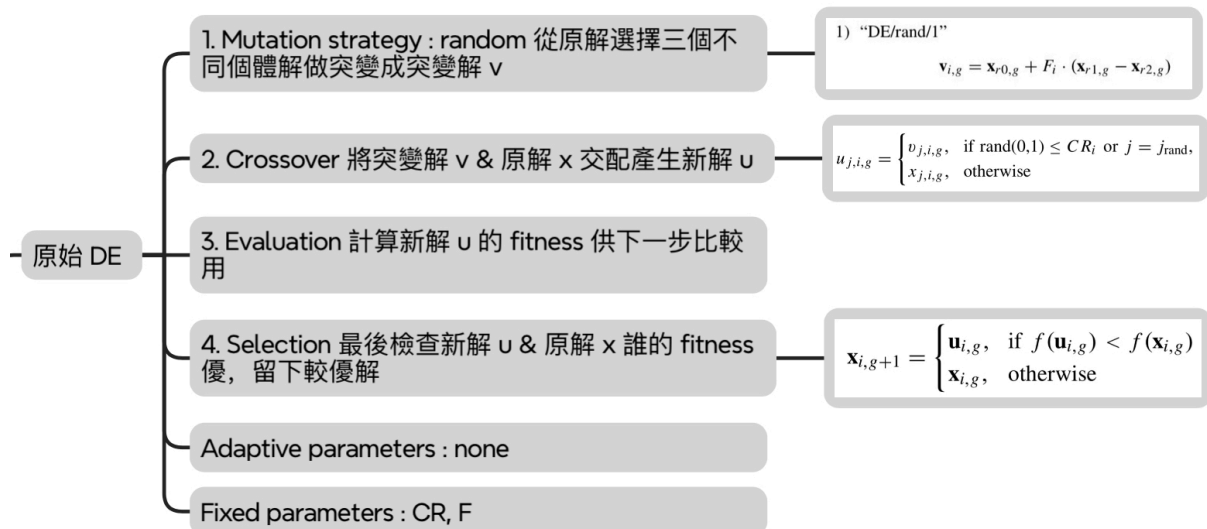


JADE_Algo_Note

(一) 定義



DE vs JADE

- 變異解
- diff1: Mutation strategy
- DE: current-to-best $V_i = X_{r1} + F * (X_{r2} - X_{r3})$
- JADE: current-to-pbest $V_i = X_i + F * (X_{\text{pbest}} - X_i) + F * (X_{r2} - X_{r3})$
- DE: X Archive \rightarrow 只往較佳解取 \rightarrow Greedy.
- JADE: Archive \rightarrow 存被淘汰個體 \rightarrow 多樣性
- DE: 固定 CR & F (donor rate)
- JADE: Adaptive CR & F \rightarrow 歷史成功參數自動調整 CR, F.
- JADE: $\frac{C}{P}$ 兩個變數. C 是決定 CR & F adapt 的 rate
- P 是決定前 P 位選其一作為 X_{pbest}

* 延伸:

- 1. 如果 Determination 皆採用 adaptive 遍歷數量會不會更有效?
- 2. adaptive P 是 L-SHADE 這個延伸演算法, JADE 的 P 是固定的

(二) 結構

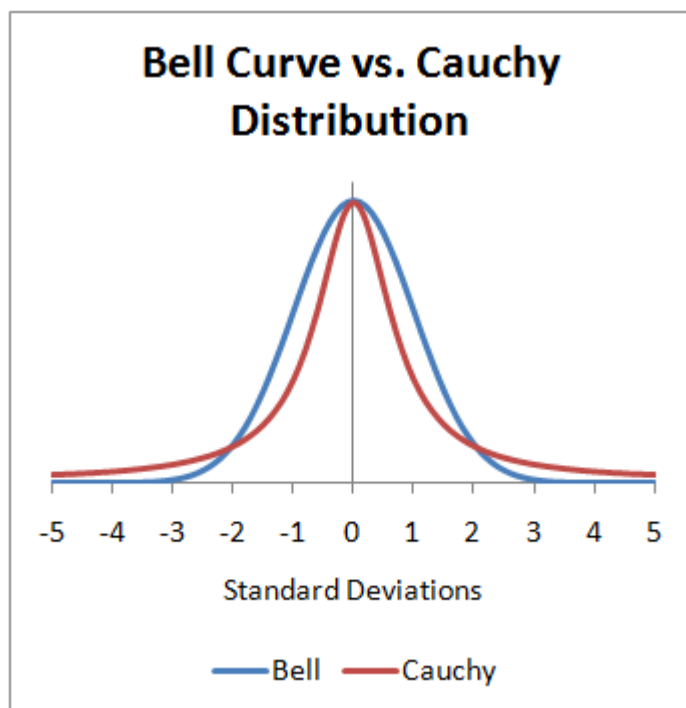
TABLE I
PSEUDO CODE OF JADE WITH ARCHIVE

line#	Procedure of JADE with Archive
01	Begin ↪ 初始基準值設0.5
02	Set $\mu_{CR} = 0.5$; $\mu_F = 0.5$; $A = \emptyset$
03	init Create a random initial population $\{x_{i,0} i = 1, 2, \dots, NP\}$
04	For $g = 1$ to G ↪ generation
05	$S_F = \emptyset$; $S_{CR} = \emptyset$;
06	For $i = 1$ to NP
07	mutate Generate $CR_i = \text{randn}_i(\mu_{CR}, 0.1)$, $F_i = \text{randc}_i(\mu_F, 0.1)$
08	Randomly choose $x_{\text{best},g}^p$ as one of the 100p% best vectors
09	Randomly choose $x_{r1,g} \neq x_{i,g}$ from current population P
10	Randomly choose $\tilde{x}_{r2,g} \neq x_{r1,g} \neq x_{i,g}$ from $P \cup A$
11	$v_{i,g} = x_{i,g} + F_i \cdot (x_{\text{best},g}^p - x_{i,g}) + F_i \cdot (x_{r1,g} - \tilde{x}_{r2,g})$
12	Generate $j_{\text{rand}} = \text{randint}(1, D)$ ↪ 從前P%個解選1
13	crossover For $j = 1$ to D
14	If $j = j_{\text{rand}}$ or $\text{rand}(0, 1) < CR_i$ ↪ CR
15	$u_{j,i,g} = v_{j,i,g}$ // x: target 原值
16	Else V: mutate 突變後
17	$u_{j,i,g} = x_{j,i,g}$ u: trial x or V 機率CR
18	End If x_{g+1}: 下輪 pop. x or u 看誰fit 优
19	End For
20	selection If $f(x_{i,g}) \leq f(u_{i,g})$ x_{g+1} { u - [x, v] } x
21	$x_{i,g+1} = x_{i,g}$
22	Else
23	$x_{i,g+1} = u_{i,g}$; $x_{i,g} \rightarrow A$; $CR_i \rightarrow S_{CR}$, $F_i \rightarrow S_F$
24	End If
25	End for ↪ random remove 來維持過去解size
26	Randomly remove solutions from A so that $ A \leq NP$
27	更新 $\mu_{CR} = (1 - c) \cdot \mu_{CR} + c \cdot \text{mean}_A(S_{CR})$ // parameter adaptation operation
28	CR.F $\mu_F = (1 - c) \cdot \mu_F + c \cdot \text{mean}_L(S_F)$ ↪ [0.1] 的正常值
29	End for ↪ CR: 此輪中被成功select的CR合集
30	End ↪ F: 此輪中被成功select的F合集

(三) 觀察 & 問題

1. 為何 CR[i] & F[i] 分別使用高斯分布 & 柯西分布？

取樣的來源	結果特性	使用於
高斯分佈	取值結果會接近平均值 → 較細緻	CR[i]
柯西分佈	較大機會得到遠離平均值的值 → 多樣性高，探索性高	F[i]



2. 為何 μ_{CR} & μ_F 分別使用一般算術平均 & 萊納平均？

Mean Function	結果特性	使用於
一般算術平均 (Arithmetic mean)	平均值容易被較小的值拉低	μ_{CR}
萊納平均 (Lehmer mean)	比普通平均更偏向 大數值	μ_F

實際更新出來的 μ_F 之所以會偏小是因為：小 μ_F 會有較高的成功率，但要注意小 μ_F 進步幅度不大，所以才需要使用Lehmer mean偏重較大值的特性來計算新一代的 μ_F

3. 觀察到 JADE 比 DE 慢很多

因為：

1. 動態參數調適 (mCR 與 mF)
 2. 額外的 A 集合 (archive) 使用與維護
 3. 排序選擇 Xpbest (Top-p%)
 4. 更複雜的 mutation strategy "current-to-pbest"
-

4. 高維度問題 JADE 優於 DE

(四) 相關延伸

- L-SHADE (Learning Strategy Applied to Differential Evolution) : 進一步動態調整 p 及 NP 參數值的延伸演算法
 - 將 Adaptive parameter 概念用到 MOO (多目標最佳化) 問題上
 - JADE 使用 adaptive updating control parameter 策略的優秀結果證明, 要解決複雜的單一問題或多個不同問題, 不建議用固定的 control parameter setting 來處理, 指的是參數的值若隨著題目風格動態調整會更好, 更進一步甚至可以調整當下要使用的 parameter group 要使用那些 relevant 或不使用那些 irrelevant parameters。
延伸出一個研究方向：
feature selection
-

(五) 參考連結

J.-Q. Zhang, A.C. Sanderson, "JADE: Adaptive Differential Evolution With Optional External Archive," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 13, no. 5, pp. 945-958, 2009.