

# Metaheurísticas

## Seminario 4b. Metaheurísticas y problemas para la Práctica 2 en el Aprendizaje de Pesos en Características (APC)

---

1. Estructura de un Algoritmo de Enfriamiento Simulado.
2. Estructura de un Algoritmo ILS.
3. Estructura de un Algoritmo de Evolución Diferencial.
4. Nuevo método de evaluación de soluciones en APC.

# Enfriamiento Simulado

---

**Procedimiento Simulated Annealing** ( $\Delta f$  para minimizar)

**Start**

$T \leftarrow T_0$ ;  $s \leftarrow \text{GENERATE}()$ ; Best Solution  $\leftarrow s$ ;

**Repeat**

**For** cont = 1 to  $L(T)$  **do** /\* Inner loop

**Start**

$s' \leftarrow \text{NEIGHBORHOOD\_OP}(s)$ ; /\* A single move

$\Delta f = f(s') - f(s)$ ;

If  $((\Delta f < 0) \text{ or } (U(0,1) \leq \exp(-\Delta f/k \cdot T)))$  then

$s \leftarrow s'$ ;

If  $\text{COST}(s)$  **is better than**  $\text{COST}(\text{Best Solution})$

then Best Solution  $\leftarrow s$ ;

**End**

$T \leftarrow g(T)$ ; /\* Cooling scheme. The classical one is geometric:  $T \leftarrow \alpha \cdot T$

**until**  $(T \leq T_f)$ ; /\* Outer loop

**Return**(Best Solution);

**End**

# Enfriamiento Simulado para el APC

---

- **Representación**: vector de números reales, igual que en la BL
- **Operador de generación de vecinos**: mutación normal, igual que en la BL
- **Exploración del vecindario**: En cada iteración del bucle interno se genera una única solución vecina, de forma aleatoria, y se compara con la actual
- **Esquema de enfriamiento**: esquema de Cauchy modificado
- **Condición de enfriamiento  $L(T)$** : cuando se genere un número máximo de soluciones vecinas, *máx\_vecinos*, o cuando se acepte un número máximo de los vecinos generados, *máx\_éxitos*
- **Condición de parada**: cuando se alcance un número máximo de iteraciones o cuando el número de éxitos en el enfriamiento actual sea 0

# Procedimiento ILS

---

## Comienzo-ILS

$S_0 \leftarrow \text{Generar-Solución-Inicial}$

$S \leftarrow \text{Búsqueda Local } (S_0)$

**Repetir**

$S' \leftarrow \text{Modificar } (S, \text{historia})$  %Mutación

$S'' \leftarrow \text{Búsqueda Local } (S')$

$S \leftarrow \text{Criterio-Aceptación } (S, S'', \text{historia})$

**Actualizar** ( $S$ , *Mejor\_Solución*)

**Hasta** (Condiciones de terminación)

**Devolver** *Mejor\_Solución*

**Fin-ILS**

# ILS para el APC

---

- **Representación real**: Vector real  $W$  de tamaño  $n$ , donde  $w_i \in [0, 1]$
- **Solución inicial**: aleatoria
- **Operador de mutación**: Cada vez que se realiza una mutación, se aplica la mutación normal a  $t=0.1 \cdot n$  características con mayor  $\sigma$
- **Algoritmo de búsqueda local**: la BL-APC de la Práctica 1
- **Criterio de aceptación**: se sigue el “criterio del mejor”, es decir, siempre se aplica la mutación sobre la mejor solución encontrada hasta el momento

# Evolución Diferencial

---

**Procedure DE/rand/1 – Rec. Binomial {**

**t = 0;**

**Initialize Pop(t);       /\* of |Pop(t)| Individuals \*/**

**Evaluate Pop(t);**

**While (Not Done)**

**{for i = 1 to |Pop(t)| do**

**{parent1, parent2, parent3} = Select\_3\_Parents(Pop(t));**

**for k = 1 to n do /\* n genes per Individual \*/**

**if (random < CR) /\* CR is crossover constant in [0,1] \*/**

**Offspring<sub>ik</sub> = parent1<sub>ik</sub> + F·(parent2<sub>ik</sub> – parent3<sub>ik</sub>);**

**else**

**Offspring<sub>ik</sub> = Individual<sub>ik</sub> in Pop(t);**

**end /\* for k \*/**

**Evaluate(Offspring<sub>i</sub>);**

**end /\* for i \*/**

**Pop(t+1) = {j | Offspring<sub>j</sub> is\_better\_than Individual<sub>j</sub>} ∪**

**{k | Individual<sub>k</sub> is\_better\_than Offspring<sub>k</sub>};**

**t = t + 1; }**

# Evolución Diferencial para APC

---

- Población inicial: generada aleatoriamente.

- Modelos a implementar:

$$\text{DE/rand/1:} \quad \mathbf{V}_{i,G} = \mathbf{X}_{r_1,G} + F \cdot (\mathbf{X}_{r_2,G} - \mathbf{X}_{r_3,G})$$

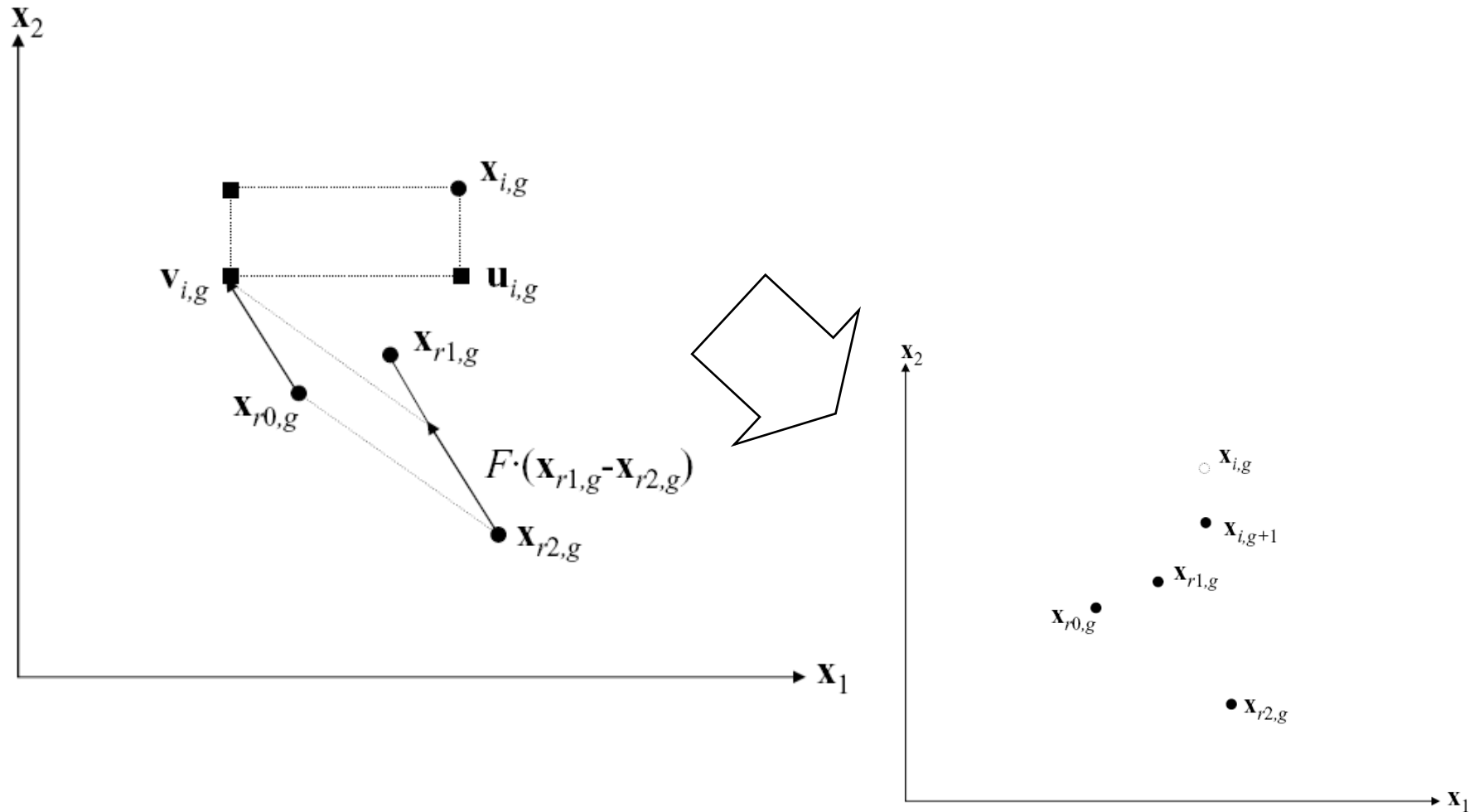
$$\text{DE/current-to-best/1:} \quad \mathbf{V}_{i,G} = \mathbf{X}_{i,G} + F \cdot (\mathbf{X}_{best,G} - \mathbf{X}_{i,G}) + F \cdot (\mathbf{X}_{r_1,G} - \mathbf{X}_{r_2,G})$$

- Recombinación Binomial:

$$u_{j,i,g} = \begin{cases} v_{j,i,g} & \text{if } \text{rand}_j[0,1] \leq Cr \text{ or } j=j_{\text{rand}} \\ x_{j,i,g} & \text{otherwise} \end{cases}$$

- Reemplazamiento: uno a uno

# Evolución Diferencial para APC





# Nuevo método de evaluación soluciones en APC

---

A partir de ahora, vamos a aplicar la técnica de validación llamada **5-fold cross validation**.

- El conjunto de datos se divide en 5 particiones disjuntas al 20%.
- Aprenderemos un clasificador utilizando hasta un total del 80% de los datos disponibles (4 particiones de las 5) y validaremos con el 20% restante (la partición restante) → 5 particiones posibles al 80-20%.
- Por tanto, obtendremos hasta un total de cinco valores de porcentaje de clasificación en el conjunto de prueba, uno para cada partición que ha sido parte del conjunto de validación.
- La calidad del método de clasificación se medirá con un único valor, correspondiente a la media de los 5 porcentajes de clasificación del conjunto de prueba.

# Nuevo método de evaluación soluciones en APC

---

## Objetivo:

- Ajustar un conjunto de ponderaciones o pesos asociados al conjunto total de características, de modo que los clasificadores que se construyan a partir de él sean *mejores*.
- Existen distintos criterios para determinar cuándo el clasificador generado es mejor.
  - **Ahora consideraremos un nuevo criterio basado en la simplicidad del clasificador final: minimización del número de características a utilizar en él.**
- Sigue siendo un problema de **búsqueda con codificación real** en el espacio  $n$ -dimensional, para  $n$  características.

# Nuevo método de evaluación soluciones en APC

---

## Nueva función de evaluación:

- Rendimiento promedio de un clasificador 1-NN (**considerando  $k=1$  vecino y *leave one out***) aplicando validación sobre el conjunto  $T$  de datos: ***tasa\_clas***.

- *tasa\_clas* mide el porcentaje de instancias correctamente clasificadas pertenecientes a  $T$ :

$$tasa\_clas = 100 \cdot \frac{\text{n}^\circ \text{ instancias bien clasificadas de } T}{\text{n}^\circ \text{ instancias en } T}$$

# Nuevo método de evaluación soluciones en APC

---

## Nueva función de evaluación:

- Tasa de reducción asociada al número de características utilizadas por el clasificador con respecto al número total de características  $n$ : ***tasa\_red***.
- *tasa\_red* mide el porcentaje de características **descartadas**, aquellas cuyo peso esté cercano a cero en  $W$ , con respecto a  $n$ .
- Consideraremos un umbral de 0.1 en  $w_i$  para considerar que se descarta una característica:

$$tasa\_red = 100 \cdot \frac{\text{nº valores } w_i < 0.1}{\text{nº características}}$$

# Nuevo método de evaluación soluciones en APC

---

## Nueva función de evaluación:

- Utilizaremos una agregación sencilla que combine ambos objetivos en un único valor. La función objetivo será:

$$\text{función\_objetivo} = \text{tasa\_clas} \cdot \alpha + \text{tasa\_red} \cdot (1 - \alpha)$$

- El valor de  $\alpha$  pondera la importancia entre el acierto y la reducción de la solución encontrada (el clasificador generado). Consideraremos  $\alpha = 0.5$ , dándole la misma importancia a ambos.
- El objetivo es obtener el mejor  $W$  que maximiza esta función; es decir, un conjunto de pesos que maximice el acierto del clasificador 1-NN y, a la vez, que considere el menor número de características posible.

# Nueva Representación del Problema del Aprendizaje de Pesos en Características

---

**Representación real:** Vector real de tamaño  $n$ :

$$W = (w_1, w_2, \dots, w_n), \quad \text{donde } w_i \in [0, 1]$$

$w_1$	$w_2$	.....	$w_{n-1}$	$w_n$
-------	-------	-------	-----------	-------

Un 1 en la posición  $w_i$  indica que la característica en cuestión se considera completamente en el cálculo de la distancia.

Un 0 en la posición  $w_i$  indica que la característica no se considera en el cálculo de la distancia. **Con la nueva función de evaluación, se fomenta la presencia de 0's en  $W$ . La representación no cambia con respecto a la práctica anterior.**