

# Computación Bioinspirada

Dr. Edward Hinojosa Cárdenas  
[ehinojosa@unsa.edu.pe](mailto:ehinojosa@unsa.edu.pe)

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

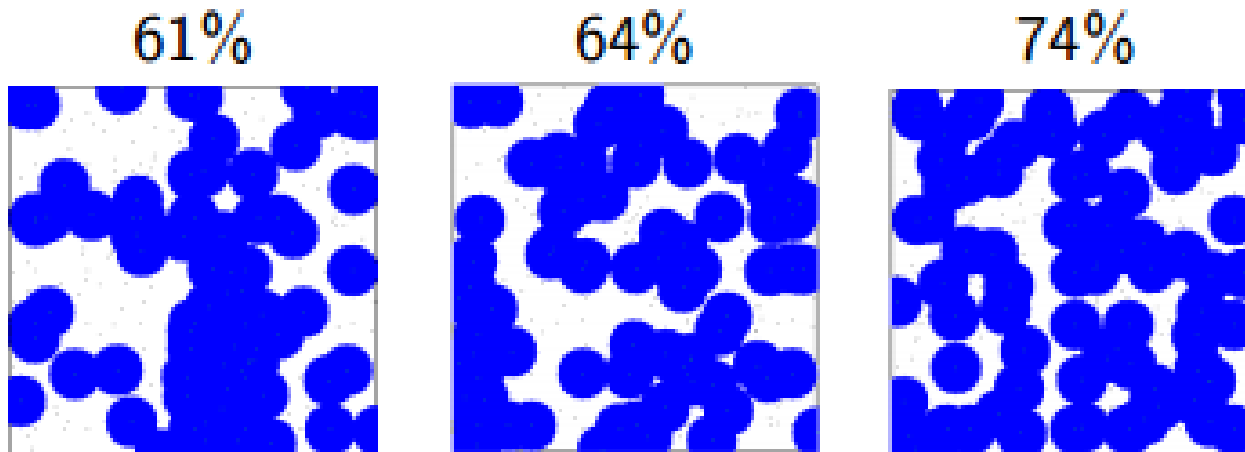
- La mayor parte de los problemas de optimización del mundo real son naturalmente multiobjetivo.
- Esto es, suelen tener dos o más funciones objetivo que deben satisfacerse simultáneamente y que posiblemente están en conflicto entre sí.

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

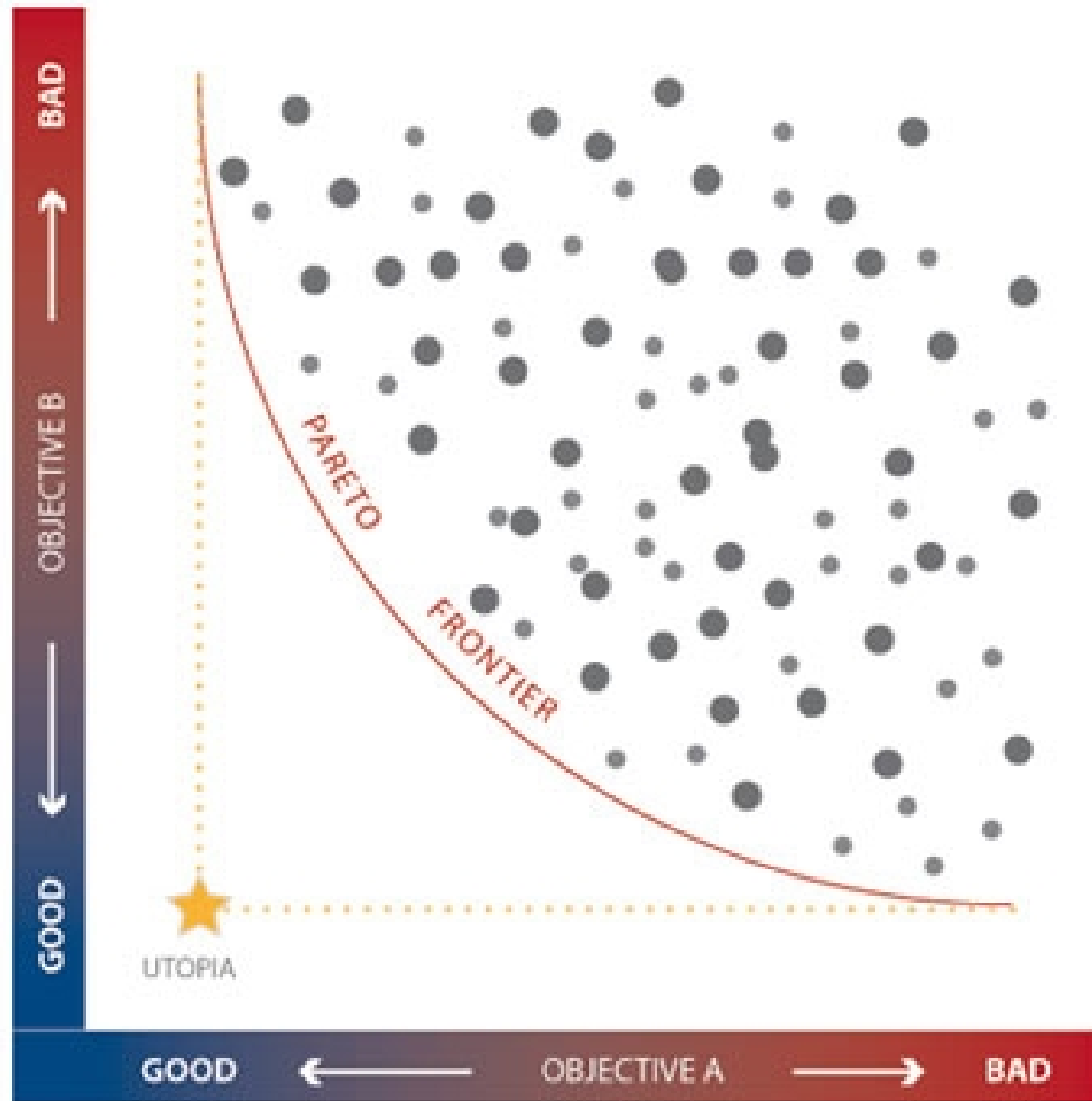
- Por ejemplo, el diseño de un sistema de control de aire acondicionado, optimizando el conjunto de parámetros de un sistema de control:
  - Minimizar el conjunto de energía.
  - Maximizar el confort de los usuarios.
  - Maximizar la estabilidad del sistema de control.

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- Otro ejemplo, minimizar la falta de cobertura de telefonía móvil minimizando el número de antenas:
  - Las imágenes representan al uso de antenas de cobertura circular para una determinada área.



# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo



# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- Un problema multiobjetivo consiste en:

$$\text{Max - Min } z = f(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x}))$$

- Con  $m$  restricciones para cada objetivo:

$$g_i(\mathbf{x}) \geq 0, \quad i = 1, \dots, m$$

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- Muchos problemas multiobjetivos pueden ser tratados como monoobjetivos transformando todos los objetivos menos uno en restricciones.
- Por ejemplo. Para el problema anterior: definir un número fijo de antenas, y si no se llega al umbral de cobertura, aumentar el número de antenas y reiniciar el proceso de optimización.
- Otra opción es utilizar pesos.

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- El fitness se calcula como una suma ponderada:

$$F(x) = \sum_{i=1}^n w_i \cdot f_i(x)$$

- Los pesos se fijan a priori.
- Problema: La expresión no refleja el carácter multiobjetivo del problema.



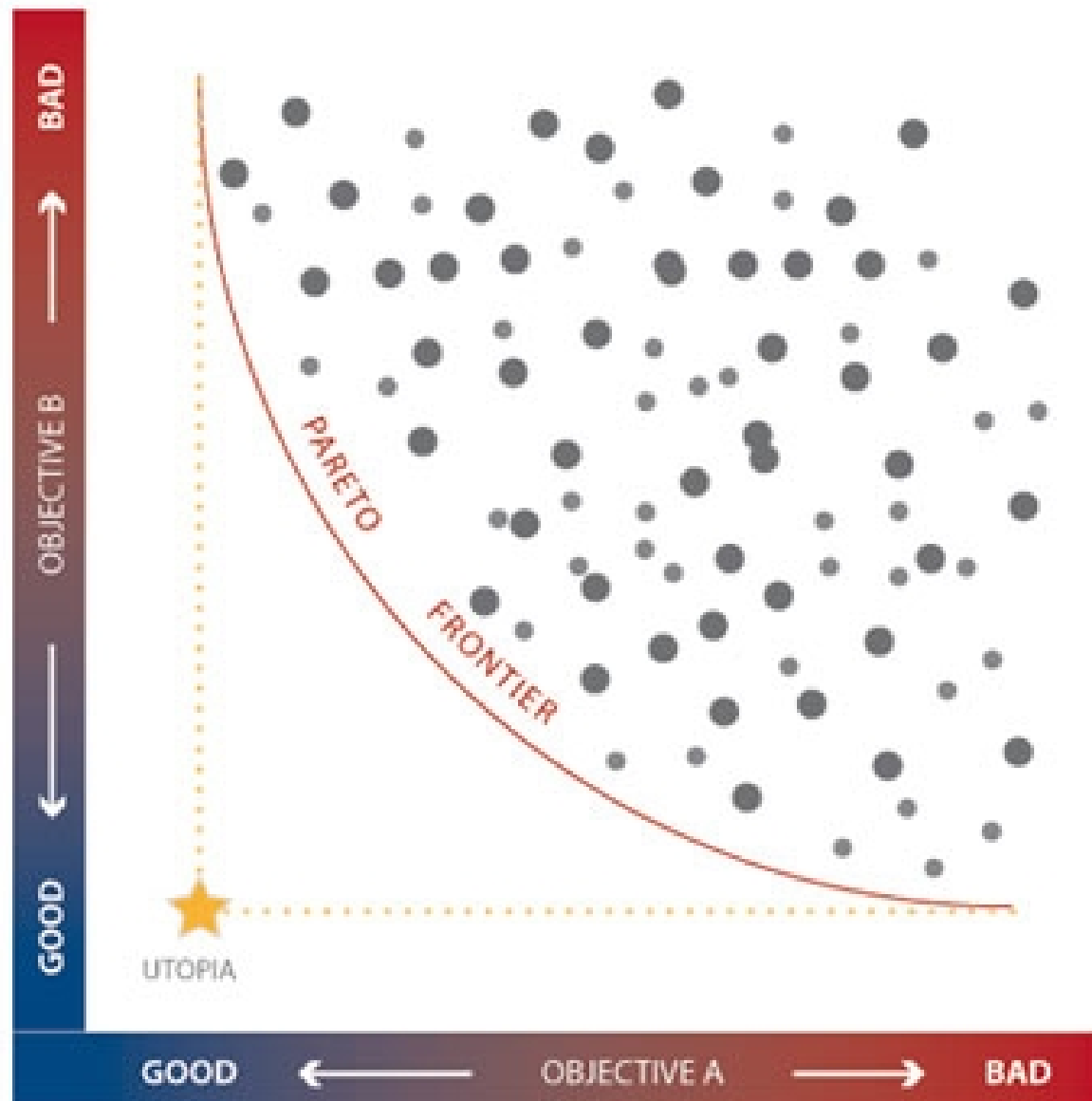
# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- Ventajas:
  - Fácil: entender y formular.
  - Simple de solucionar.
- Desventajas:
  - El sistema de pesos puede ser arbitrario debido a un sobre simplificación del problema y una pobre comprensión del mismo.
  - No se adapta bien para algunos problemas multiobjetivo.

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- El objetivo de un AGMO es encontrar las soluciones pareto-optimas, pareto-optimales o no-dominadas: Se dice que un vector  $a$  domina a otro  $b$  (se nota como  $a \prec b$ ).
- Es decir, una solución domina a otra si es mejor, o igual en todos los objetivos y al menos mejor en uno de ellos.
- Todos los vectores de decisión que no son dominados por ningún otro vector se definen como pareto-optimas, pareto-optimales o no-dominadas.

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo



# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

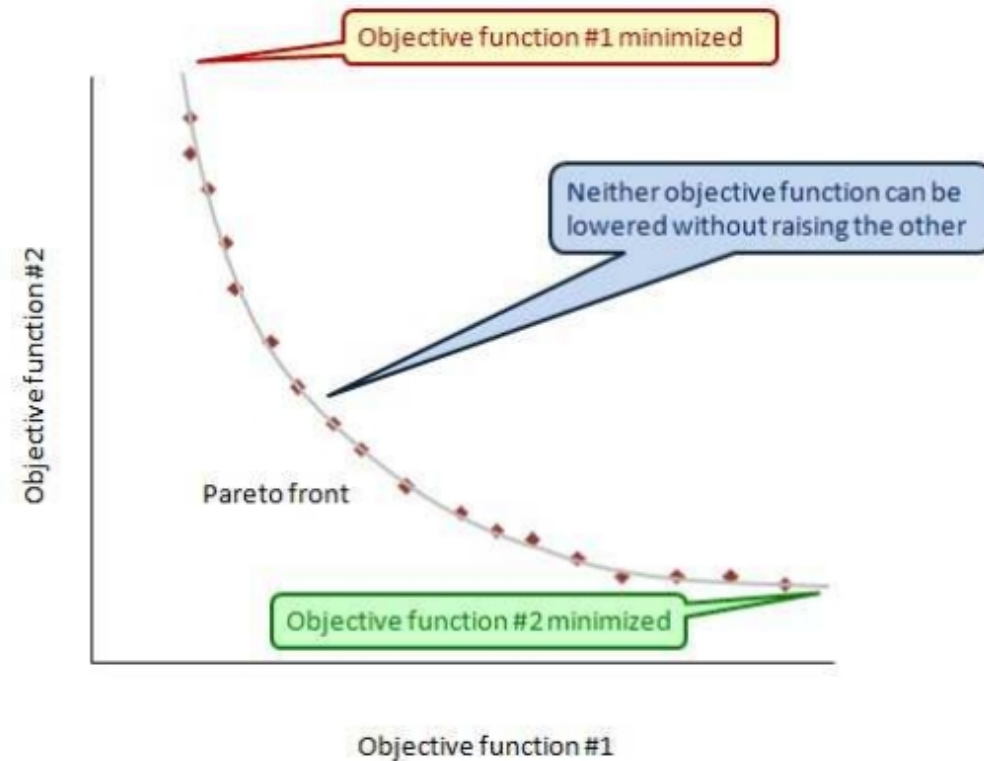
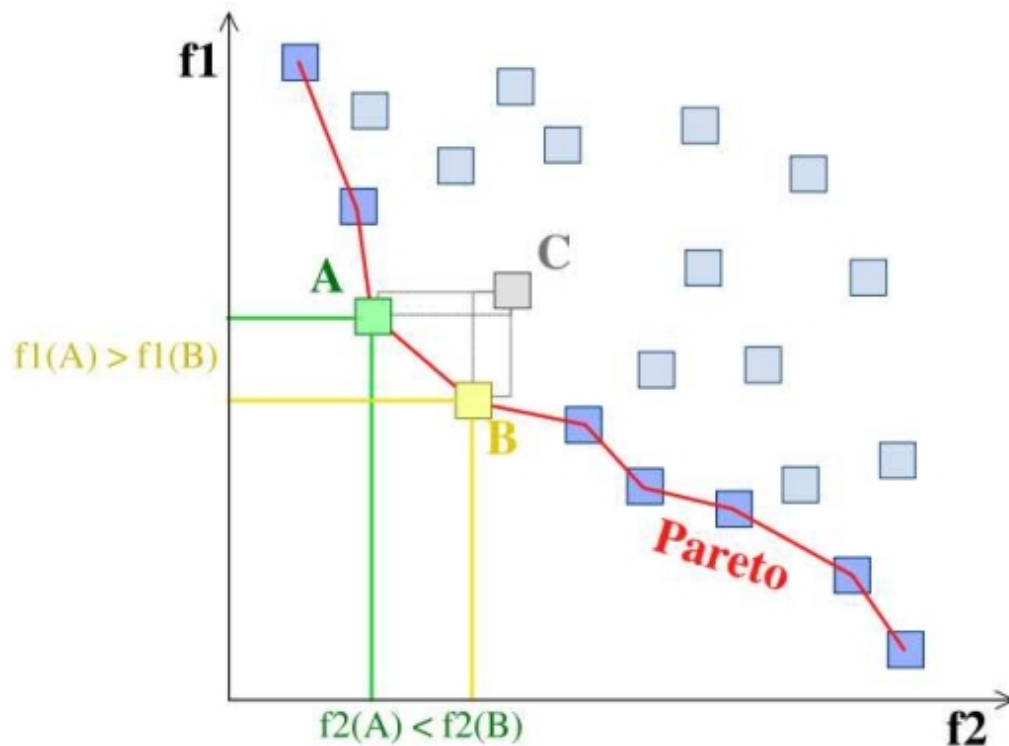
- No suele existir una única solución optima, existe un conjunto (a veces infinito) de soluciones No-Dominadas que forman la Frontera del Pareto.



*Vilfredo Pareto*

*Vilfredo  
Pareto*

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

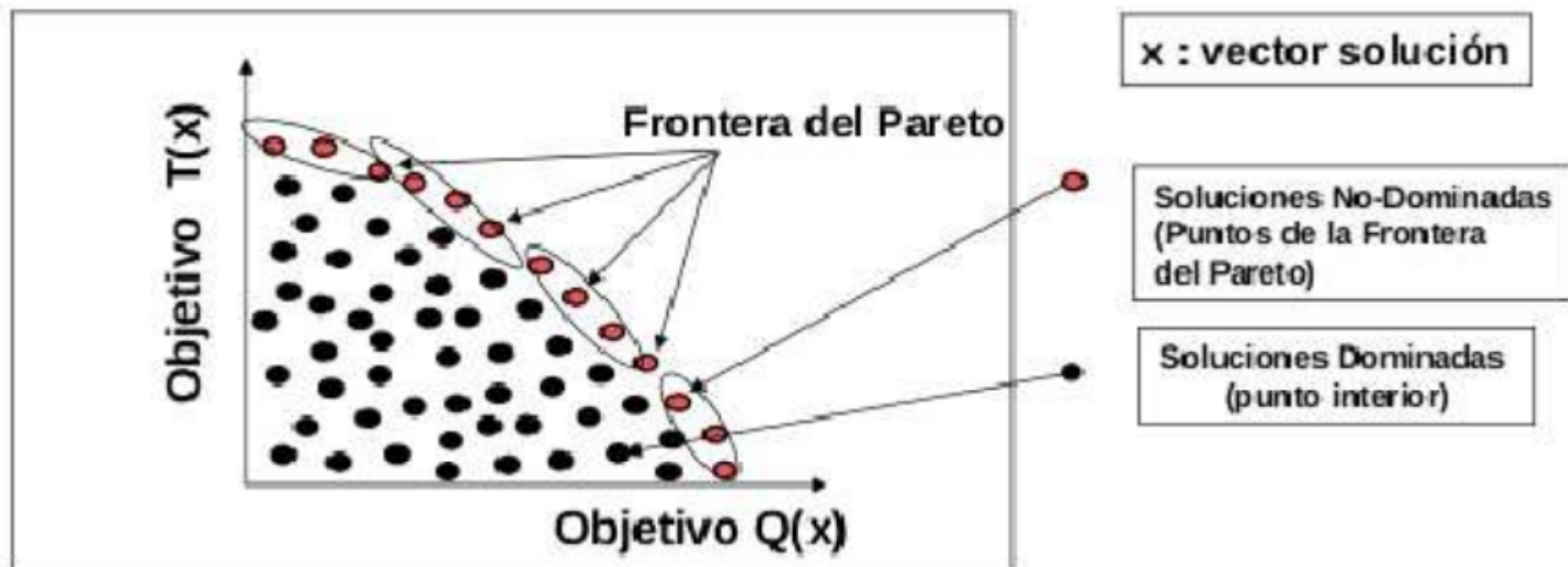


# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

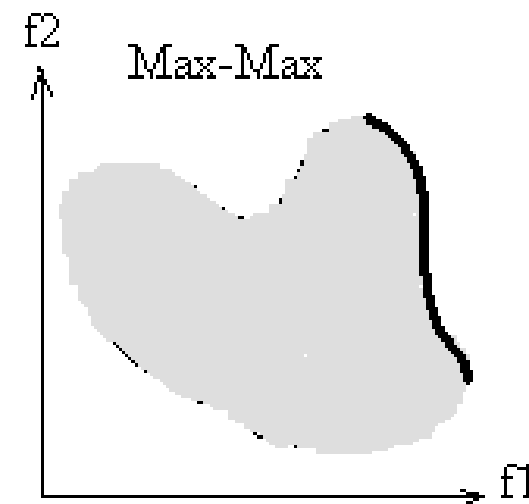
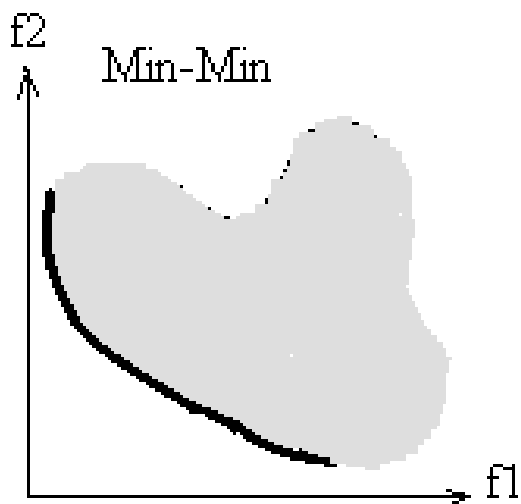
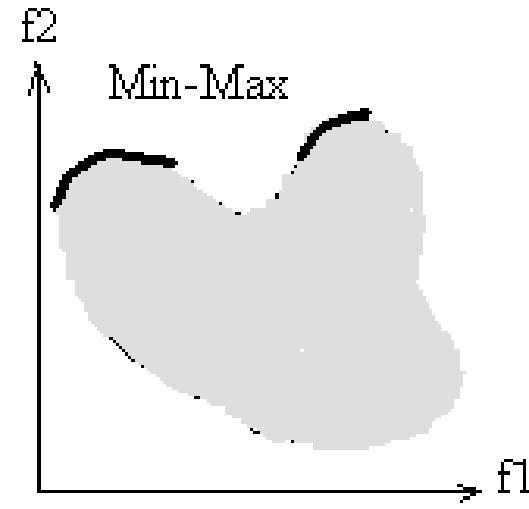
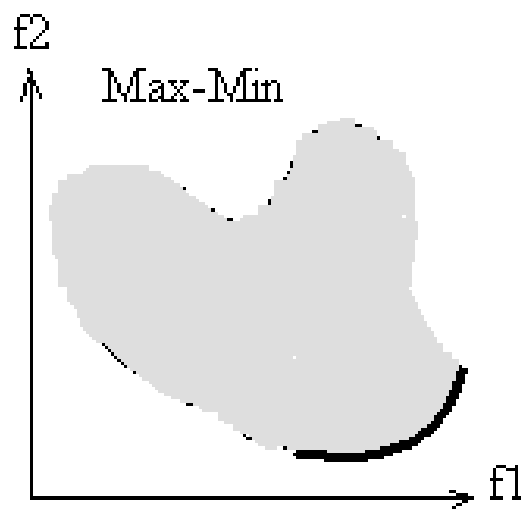
- Consideraremos óptimos en sentido de Pareto o Pareto-óptimos a aquellos individuos que no son dominados por ningún otro individuo.
- Llamaremos Frontera de Pareto al conjunto de todos los individuos no dominados.

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- Ejemplo alternativo de Frente de Pareto con maximización de dos funciones.



# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo





# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- Los propósitos de un algoritmo de optimización multiobjetivo son:
  - Aproximarse al Frente de Pareto del problema.
  - Muestrear adecuadamente el Frente de Pareto, hallando alternativas que expresen diferentes compromisos entre las funciones a optimizar (permitiendo realizar la toma de decisiones a posteriori).

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- Ejemplo de soluciones no dominadas (Minimización):

Candidato	f1	f2	f3	f4
1, dominado por 2,4,5	5	6	3	10
2, dominado por 5	4	6	3	10
3, no dominado	5	5	2	11
4, no dominado	5	6	2	10
5, no dominado	4	5	3	9

- Tiene que haber al menos un candidato dominante.
- No están permitidos los "empates".

# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- Los tres valores fundamentales que miden las métricas en la actualidad son:
  - Minimizar la distancia de la Frontera de Pareto producido por nuestro algoritmo con respecto al frente verdadero (suponiendo que lo conocemos).
  - Maximizar la distribución de soluciones obtenidas, de manera que podamos tener una distribución de vectores tan uniforme como sea posible.
  - Maximizar la cantidad de elementos del conjunto de óptimos de Pareto generados.

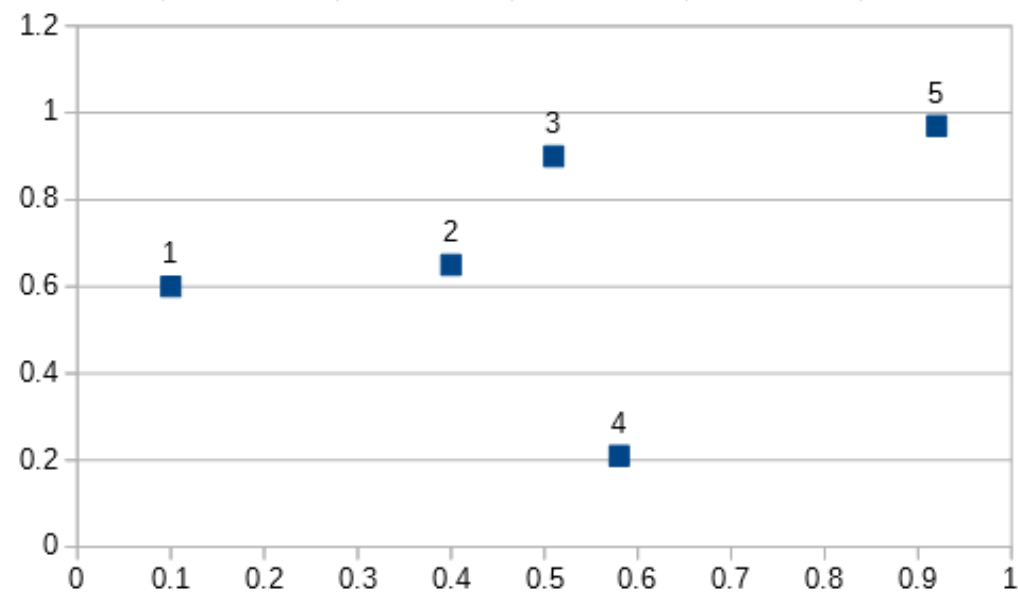
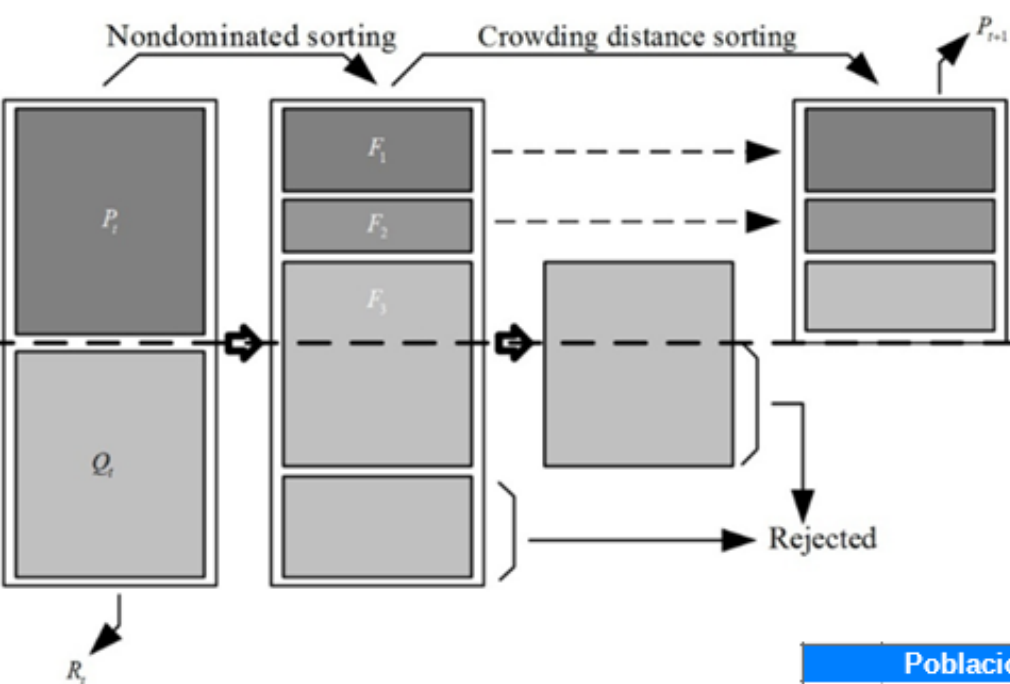
# Algoritmos Genéticos Multiobjetivo

- Si se hace evolucionar una población de soluciones al problema, entonces es crítico aplicar mecanismos que mantengan diversidad en la población para conseguir un conjunto de soluciones no dominadas lo más grande posible.
- Modelos evolutivos que generan poblaciones de soluciones no dominadas:
  - Multi-objective Optimization GA
  - NPGA: Niche Pareto GA
  - NSGA: Non-dominated Sorting GA
  - NSGA II\*

# NSGA-II

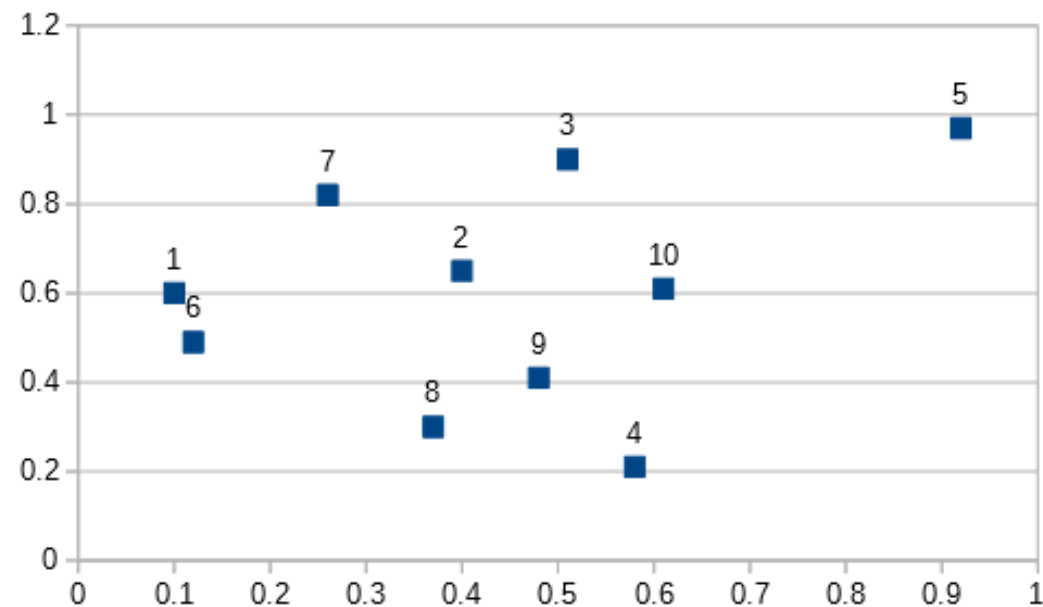
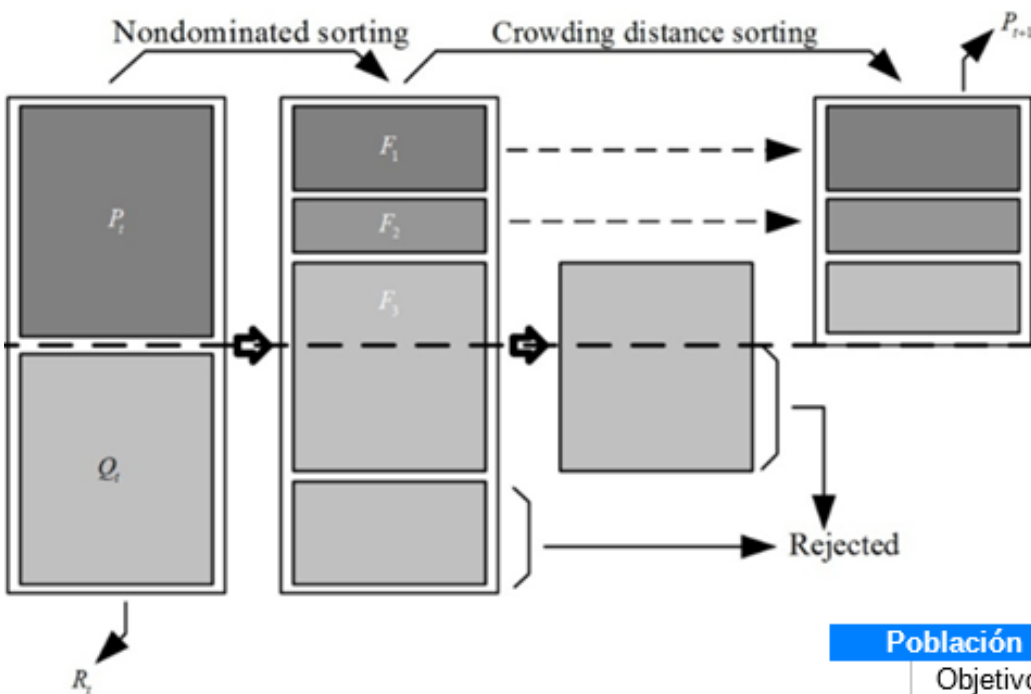
- Algoritmo Genético con Ordenamiento No Dominado II o Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II).
- Está basada en el ordenamiento elitista por la no dominancia de las soluciones y la distancias entre las mismas.
- El procedimiento de la técnica NSGA-II se muestra a continuación:

# NSGA-II



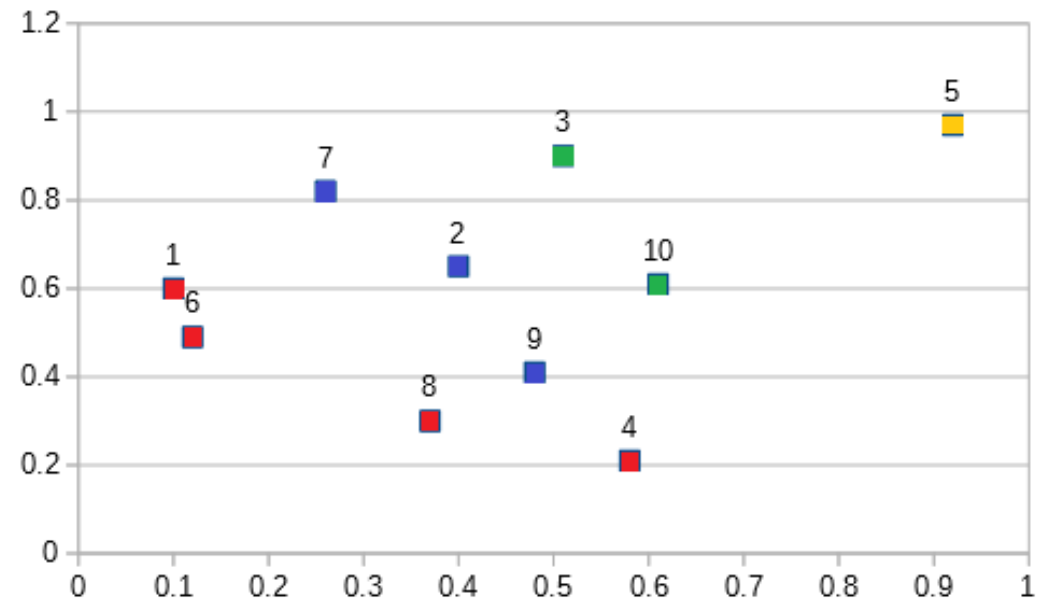
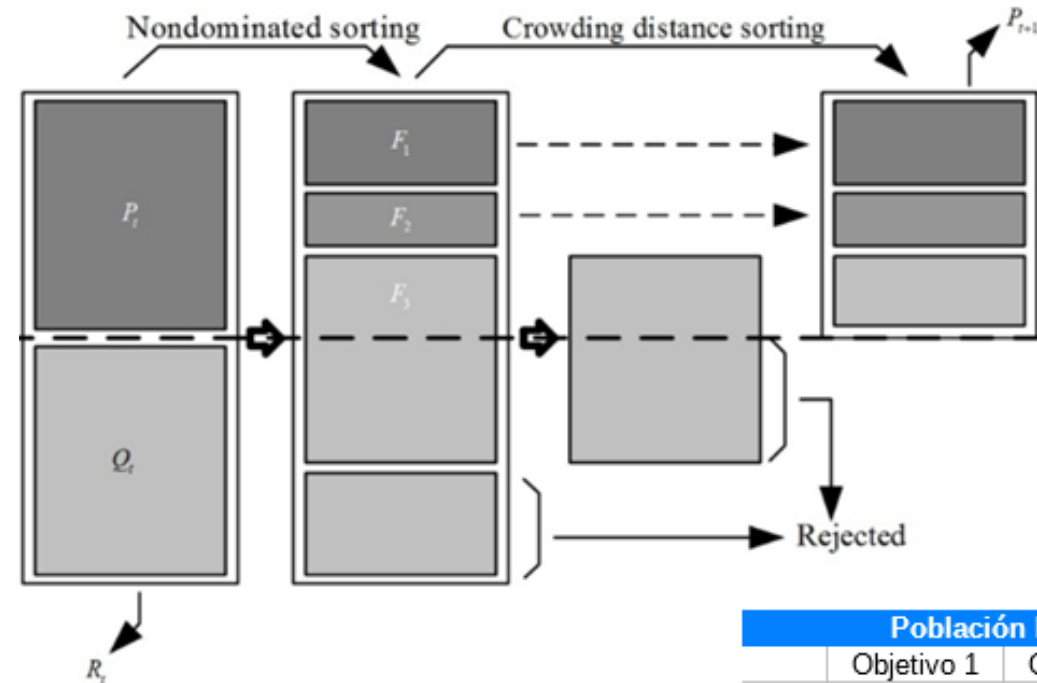
Población Inicial		
	Objetivo 1	Objetivo 2
1	0.1	0.6
2	0.4	0.65
3	0.51	0.9
4	0.58	0.21
5	0.92	0.97

# NSGA-II



Población Inicial		
	Objetivo 1	Objetivo 2
1	0.1	0.6
2	0.4	0.65
3	0.51	0.9
4	0.58	0.21
5	0.92	0.97
6	0.12	0.49
7	0.26	0.82
8	0.37	0.3
9	0.48	0.41
10	0.61	0.61

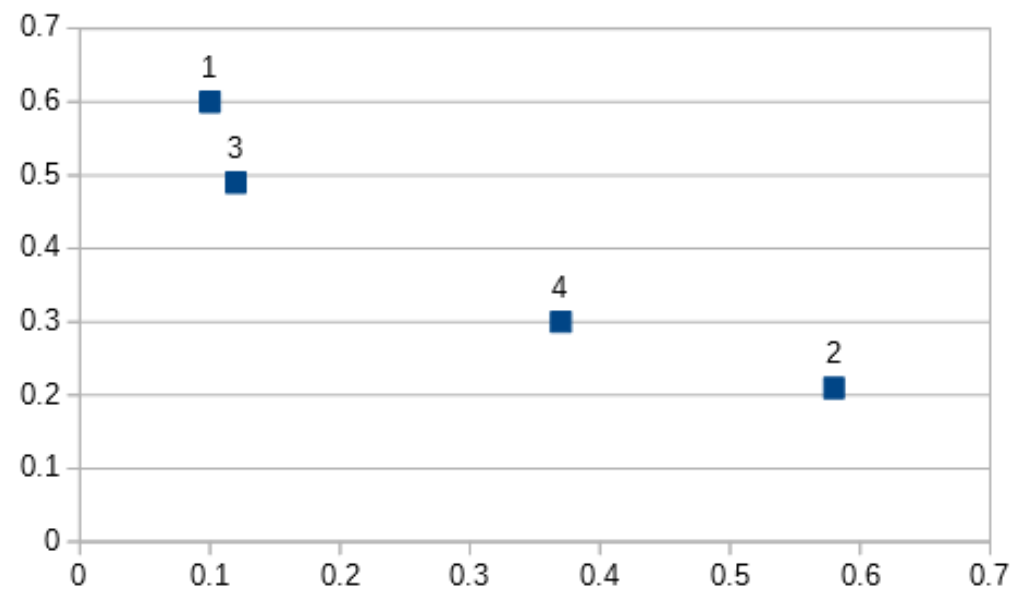
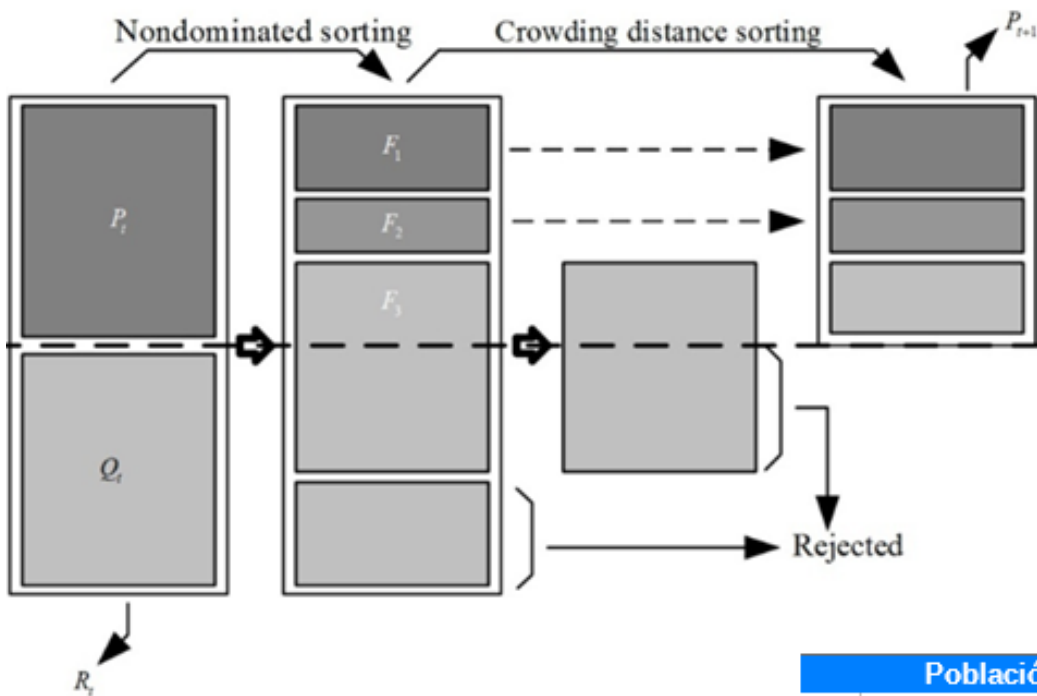
# NSGA-II



Población Inicial			
	Objetivo 1	Objetivo 2	Frontera
1	0.1	0.6	1
2	0.4	0.65	2
3	0.51	0.9	3
4	0.58	0.21	1
5	0.92	0.97	4
6	0.12	0.49	1
7	0.26	0.82	2
8	0.37	0.3	1
9	0.48	0.41	2
10	0.61	0.61	3

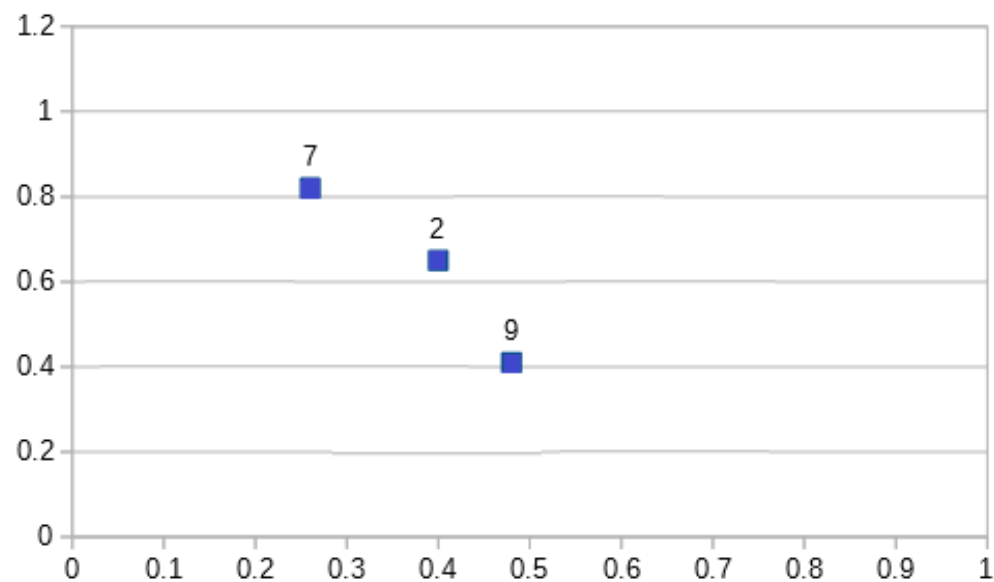
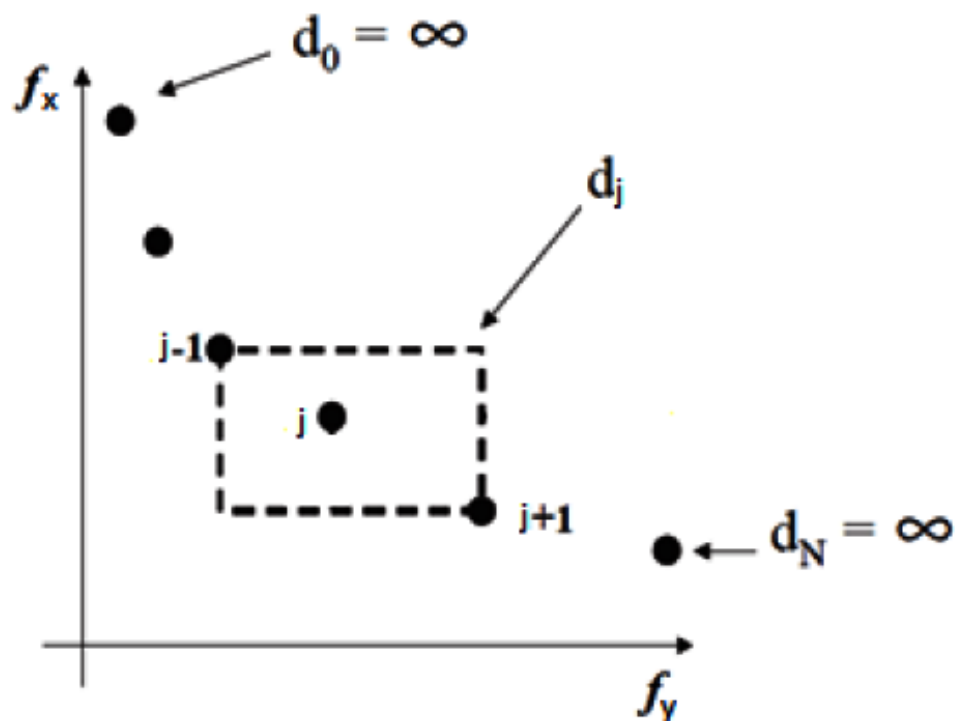


# NSGA-II



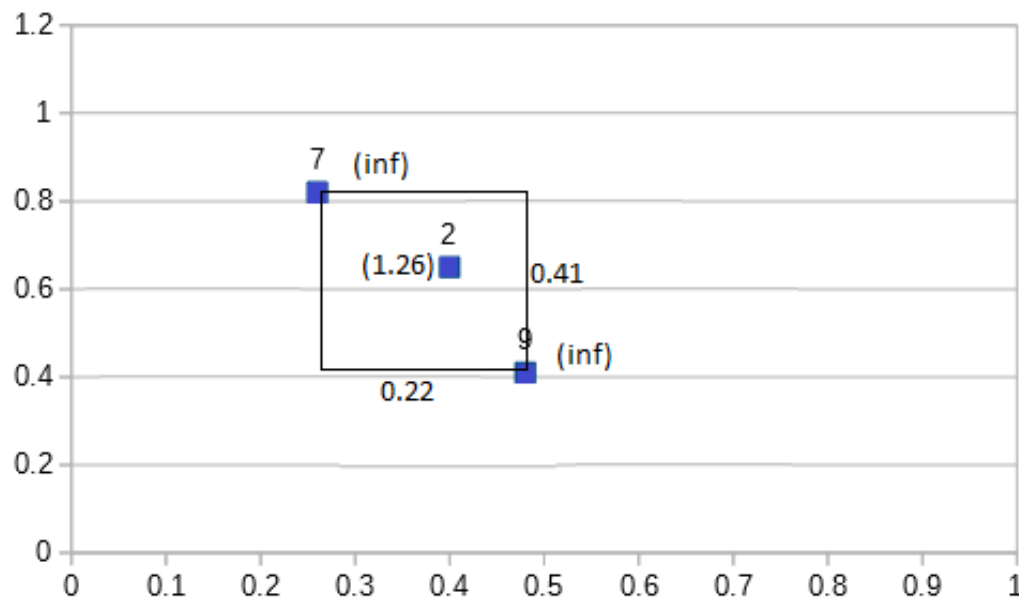
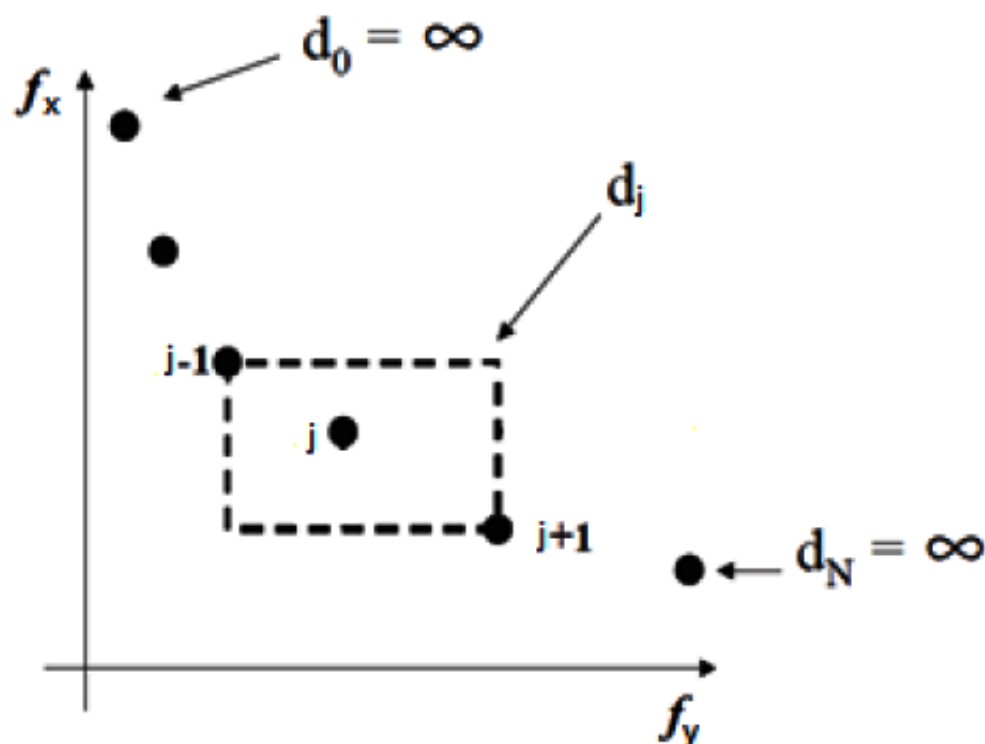
Población Inicial		
	Objetivo 1	Objetivo 2
1	0.1	0.6
2	0.58	0.21
3	0.12	0.49
4	0.37	0.3

# NSGA-II



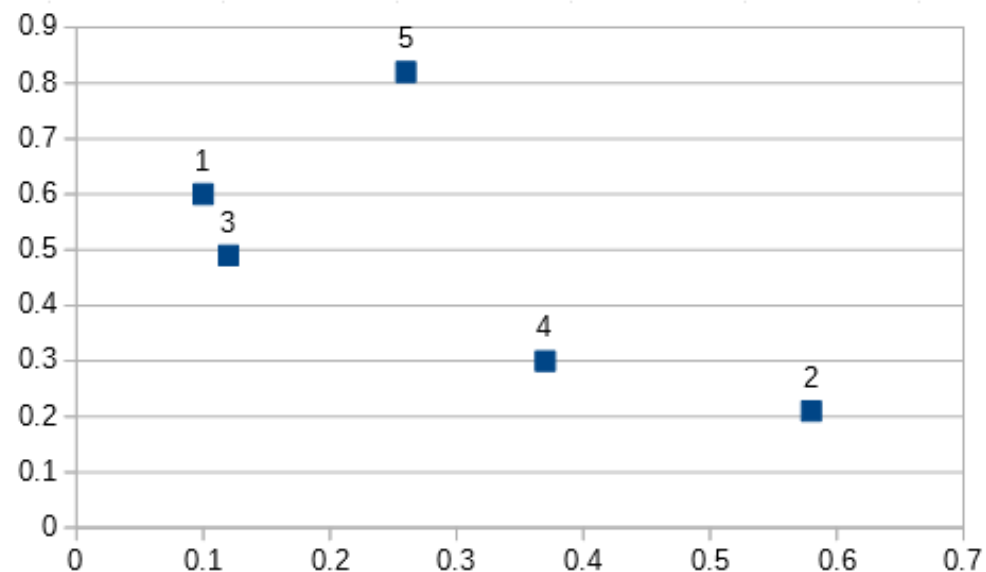
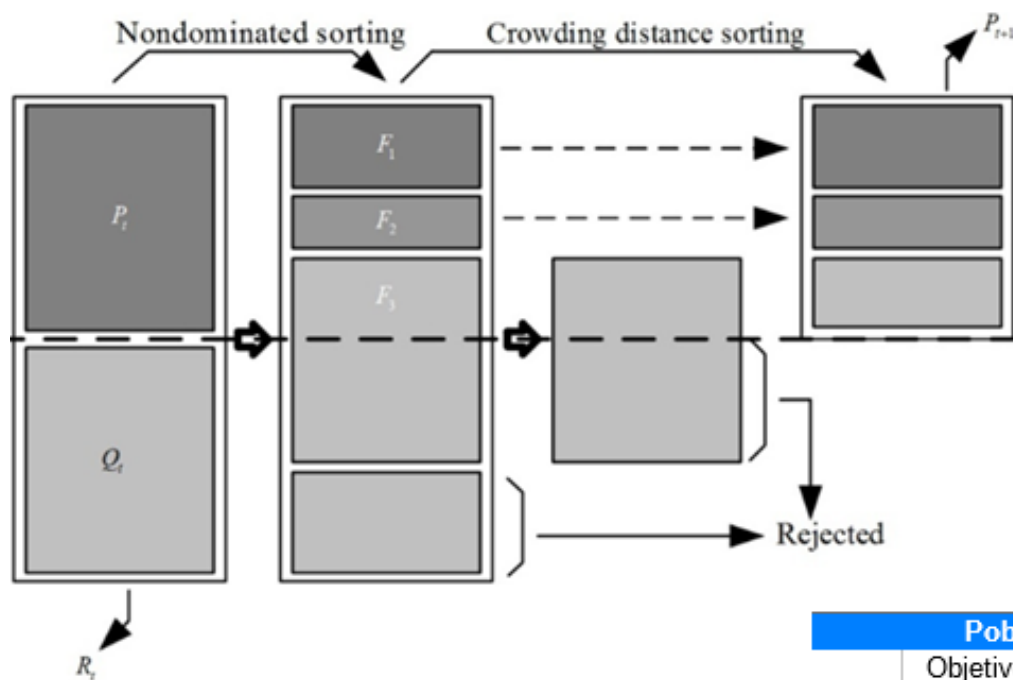
Población Inicial			
	Objetivo 1	Objetivo 2	Frontera
1	0.1	0.6	1
2	0.4	0.65	2
3	0.51	0.9	3
4	0.58	0.21	1
5	0.92	0.97	4
6	0.12	0.49	1
7	0.26	0.82	2
8	0.37	0.3	1
9	0.48	0.41	2
10	0.61	0.61	3

# NSGA-II



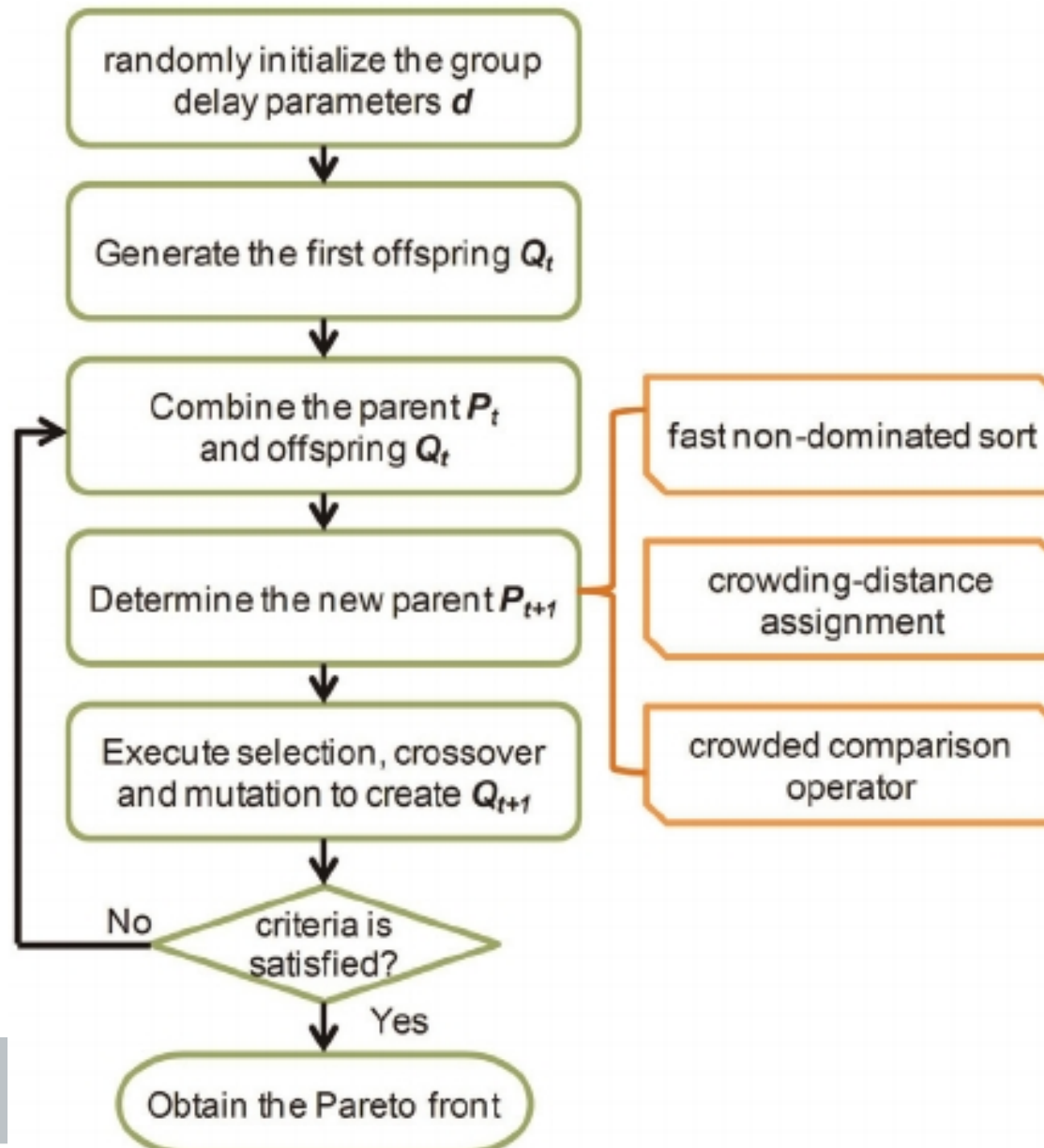
Población Inicial			
	Objetivo 1	Objetivo 2	Frontera
1	0.1	0.6	1
2	0.4	0.65	2
3	0.51	0.9	3
4	0.58	0.21	1
5	0.92	0.97	4
6	0.12	0.49	1
7	0.26	0.82	2
8	0.37	0.3	1
9	0.48	0.41	2
10	0.61	0.61	3

# NSGA-II



Población Inicial		
	Objetivo 1	Objetivo 2
1	0.1	0.6
2	0.58	0.21
3	0.12	0.49
4	0.37	0.3
5	0.26	0.82

# NSGA-II



# GRACIAS

Dr. Edward Hinojosa Cárdenas  
[ehinojosa@unsa.edu.pe](mailto:ehinojosa@unsa.edu.pe)