IA para los recursos hídricos y la hidrología:

Operación óptima de embalses y previsión de aportaciones con algoritmos genéticos y redes neuronales ante el cambio climático

D Nagesh Kumar

Catedrático, Dpto. de Ingeniería Civil

Indian Institute of Science, Bangalore

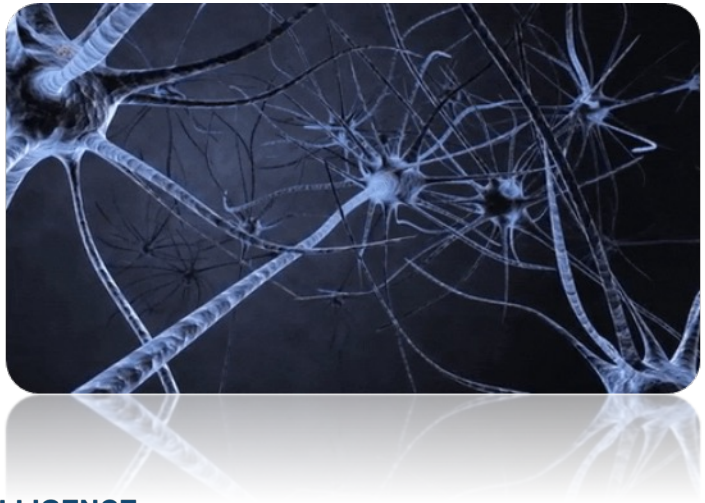
URL: http://www.civil.iisc.ac.in/~nagesh

Agradecimientos: ***Prof. M Janga Reddy***, IIT Bombay

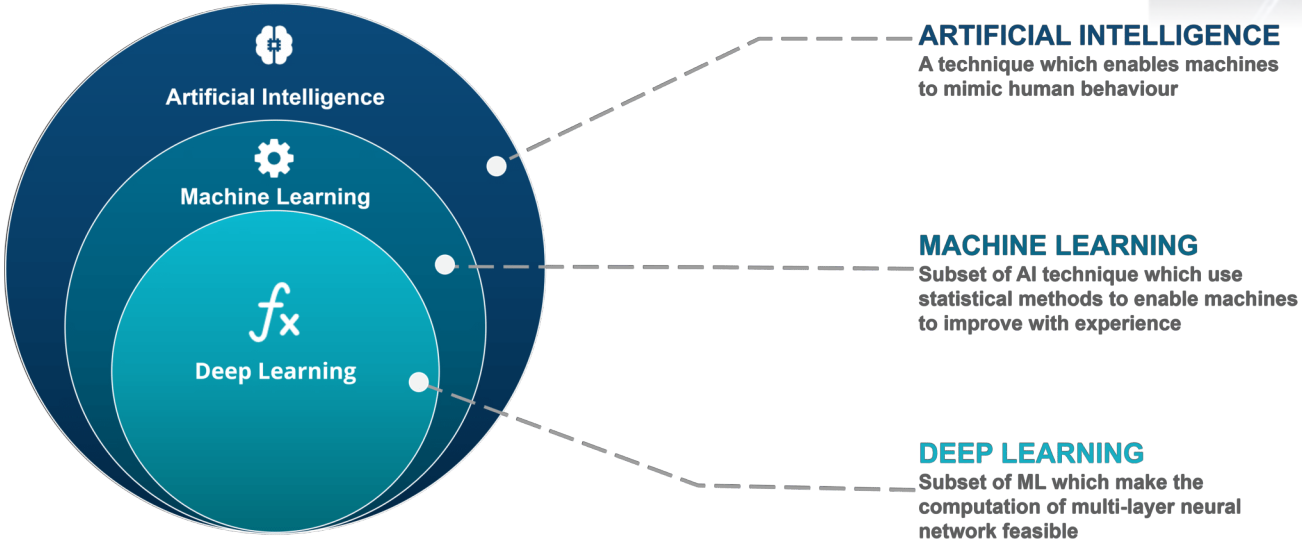
Índice

- Métodos de optimización
- Algoritmos genéticos (AG)
  - Introducción
  - AG para la optimización
  - Casos de estudio de operación de embalses mono y multiobjetivo
- Redes neuronales artificiales para la previsión de aportaciones ante el cambio climático
  - RNA
  - RN-PSO
  - ANFIS
- Conclusiones y perspectivas

Aprendizaje profundo



Fuente: Universidad de Harvard

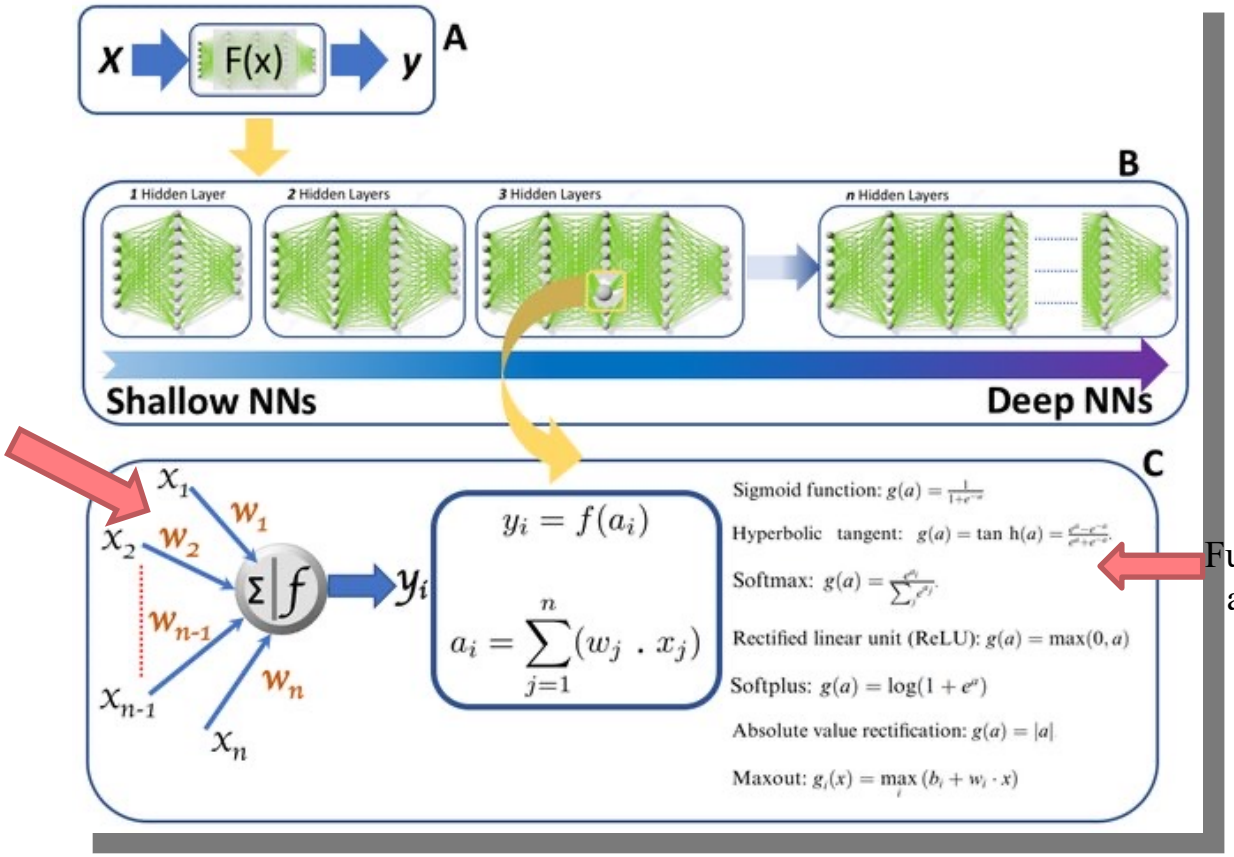


Fuente: Edureka

- **El aprendizaje profundo** es un algoritmo informático que imita la red de neuronas del cerebro.
- Es una rama del aprendizaje automático basada en redes neuronales artificiales.
- Se llama aprendizaje profundo porque utiliza redes neuronales profundas.
- Este aprendizaje puede ser supervisado, semisupervisado o no supervisado.

Redes neuronales artificiales

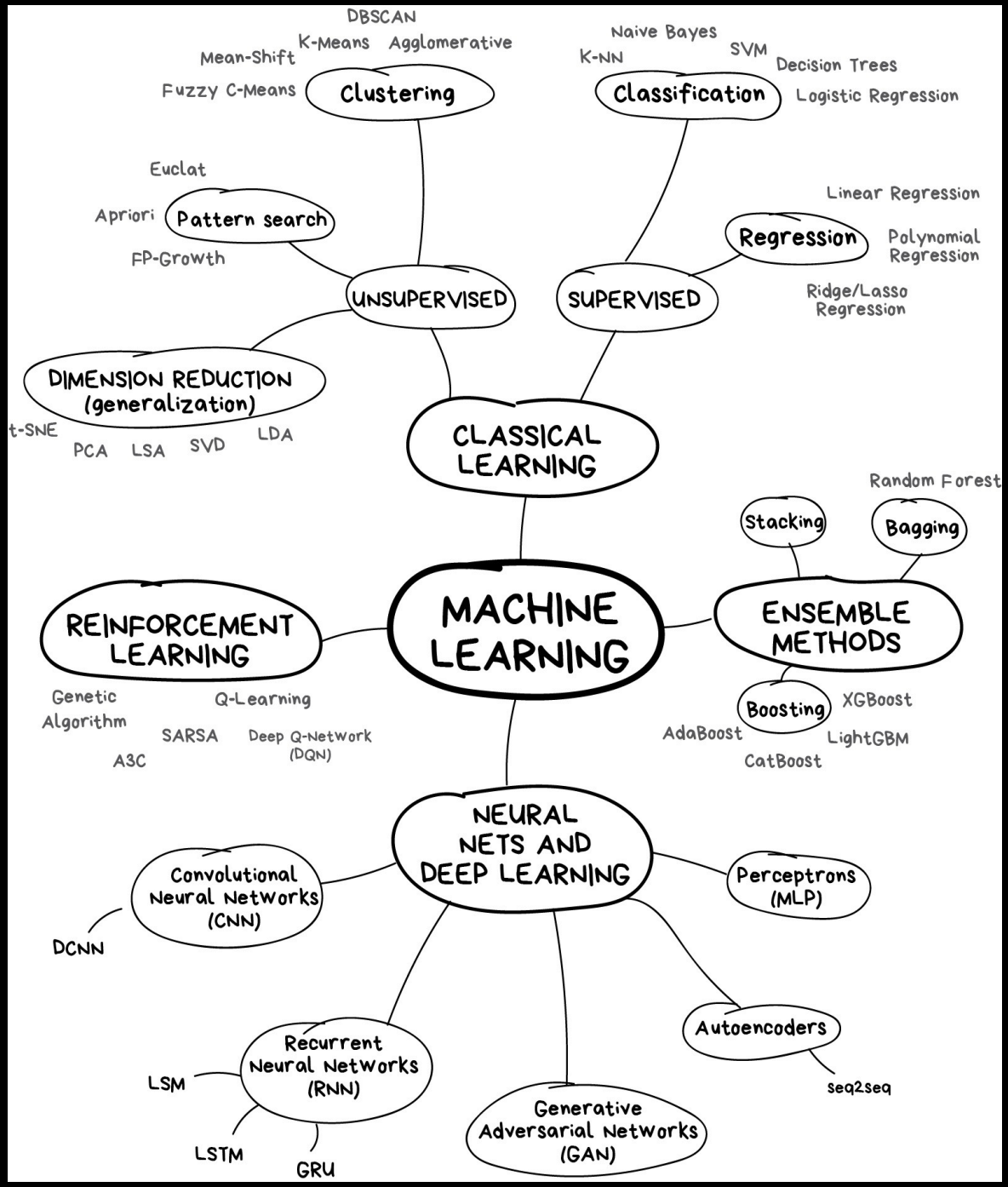
Una **neurona artificial** es una función matemática basada en un modelo de neuronas biológicas: cada neurona recibe entradas, las pondera por separado, las suma y pasa esa suma por una función no lineal para producir una salida.



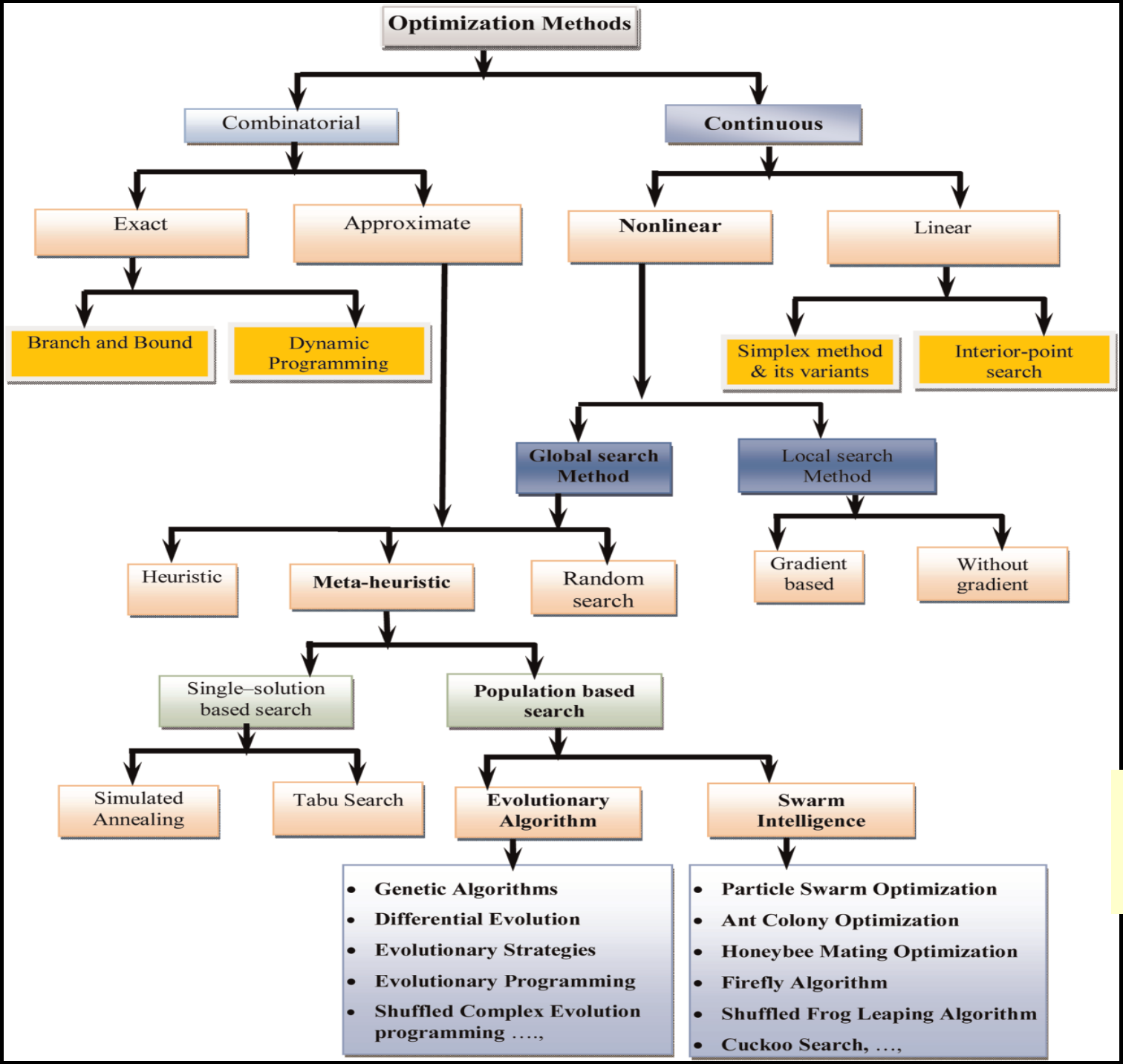
Funciones de activación

Zemouri et al., 2019

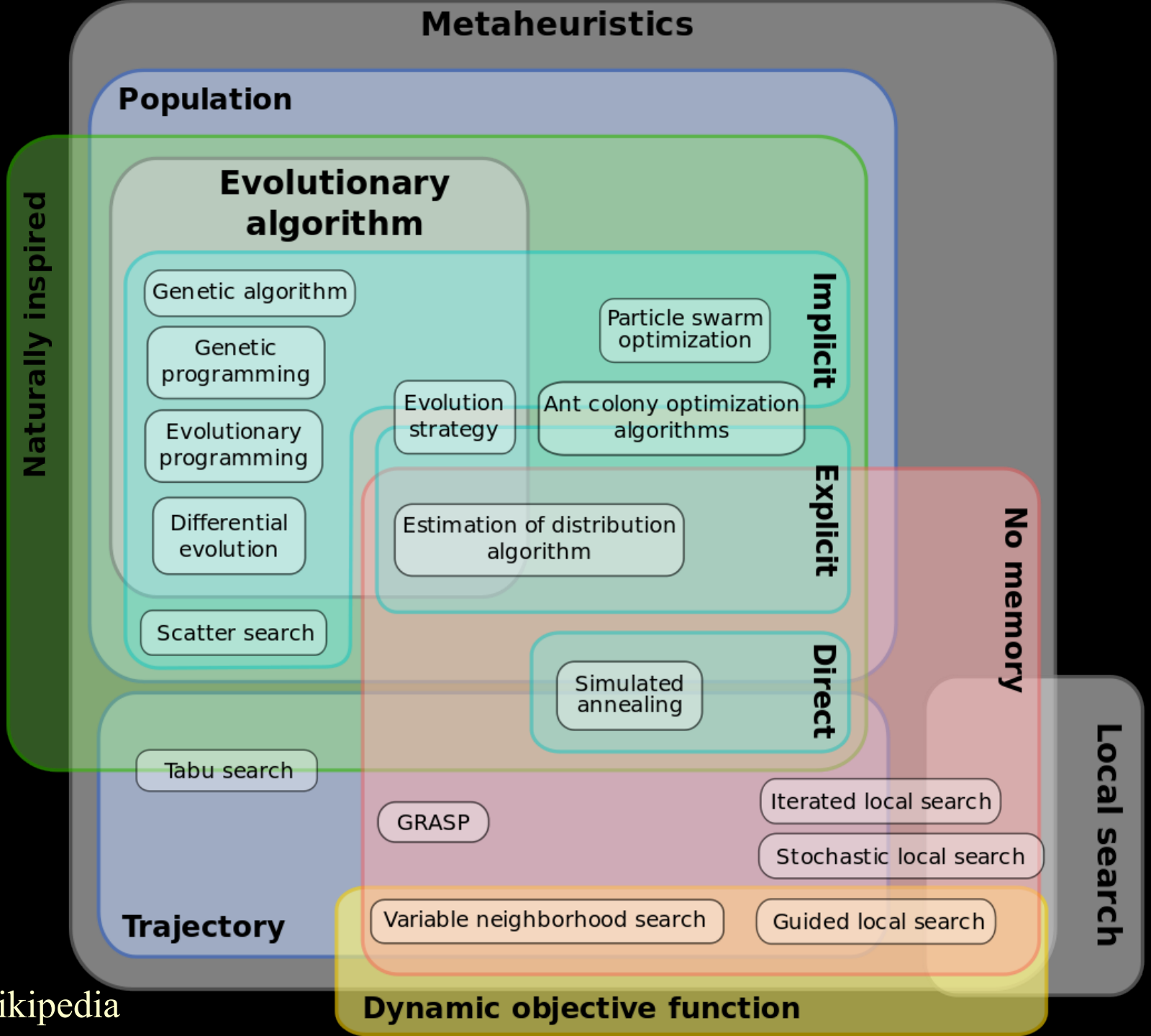
Mapa detallado del aprendizaje automático



Fuente: https://vas3k.com/blog/machine_learning/



Janga Reddy y Nagesh Kumar, 2020



Fuente: Wikipedia



Algoritmos genéticos
Introducción

Introducción



Introducción

Inspirados en la evolución natural

- Los seres vivos evolucionaron hacia organismos más exitosos
  - La descendencia presenta rasgos de cada progenitor
  - Los rasgos hereditarios los determinan los genes
  - Las instrucciones genéticas están en los cromosomas
  - Los cromosomas son cadenas de ADN
  - El ADN está formado por pares de bases que, combinados de forma significativa, codifican los rasgos hereditarios

Mecanismos del cambio evolutivo

- **Cruce**

  Intercambio aleatorio de cromosomas de los progenitores durante la reproducción, de modo que la descendencia tiene rasgos de cada uno

El cruce requiere diversidad genética entre los progenitores para asegurar una descendencia suficientemente variada

Mecanismos del cambio evolutivo

- **Mutación**

  Errores poco frecuentes al copiar los cromosomas, que dan lugar a

  - cambios absurdos/mortales que producen organismos inviables
  - cambios beneficiosos que producen organismos «más fuertes»
  - cambios ni dañinos/mortales ni beneficiosos, que producen organismos no mejorados

Mecanismos del cambio evolutivo

- **Selección natural**

  En un entorno competitivo sobreviven los más aptos, lo que da mejores organismos
  - Los individuos con mejores rasgos de supervivencia suelen vivir más tiempo
  - Así tienen más opciones de reproducirse y transmitir sus rasgos exitosos
  - A lo largo de muchas generaciones la especie mejora, porque los mejores rasgos superan en número a los más débiles

Enfoque genético

- Mantener una población de individuos que son soluciones completas o parciales
- Explorar el espacio de soluciones haciendo que estos individuos interactúen y compitan
  - La interacción produce nuevos individuos
  - La competencia elimina a los individuos débiles
- Tras varias generaciones debería encontrarse un individuo fuerte (es

Terminología

- **Población**

  Conjunto de soluciones posibles de un problema

- **Elitismo**

  Permitir que los mejores miembros pasen a la siguiente generación

- **Mutación**

  Modificar un solo miembro de la población

- **Cruce**

  Combinar dos miembros de la población

Terminología – cont.

- **Selección**

  Cómo decidir qué miembros de la población sobreviven a la siguiente generación

- **Función de aptitud**

  Cómo evaluar la calidad de un miembro de la población

- **Esquemas de codificación**

  Representación binaria de un miembro de la población

Algoritmos genéticos

- Una herramienta de optimización no lineal basada en métodos de optimización combinatoria

- Diferencias con los métodos tradicionales
  - Trabajan con una codificación de los conjuntos de parámetros, no con los parámetros mismos
  - Usan solo la función objetivo. No dependen de la continuidad, las derivadas u otra información

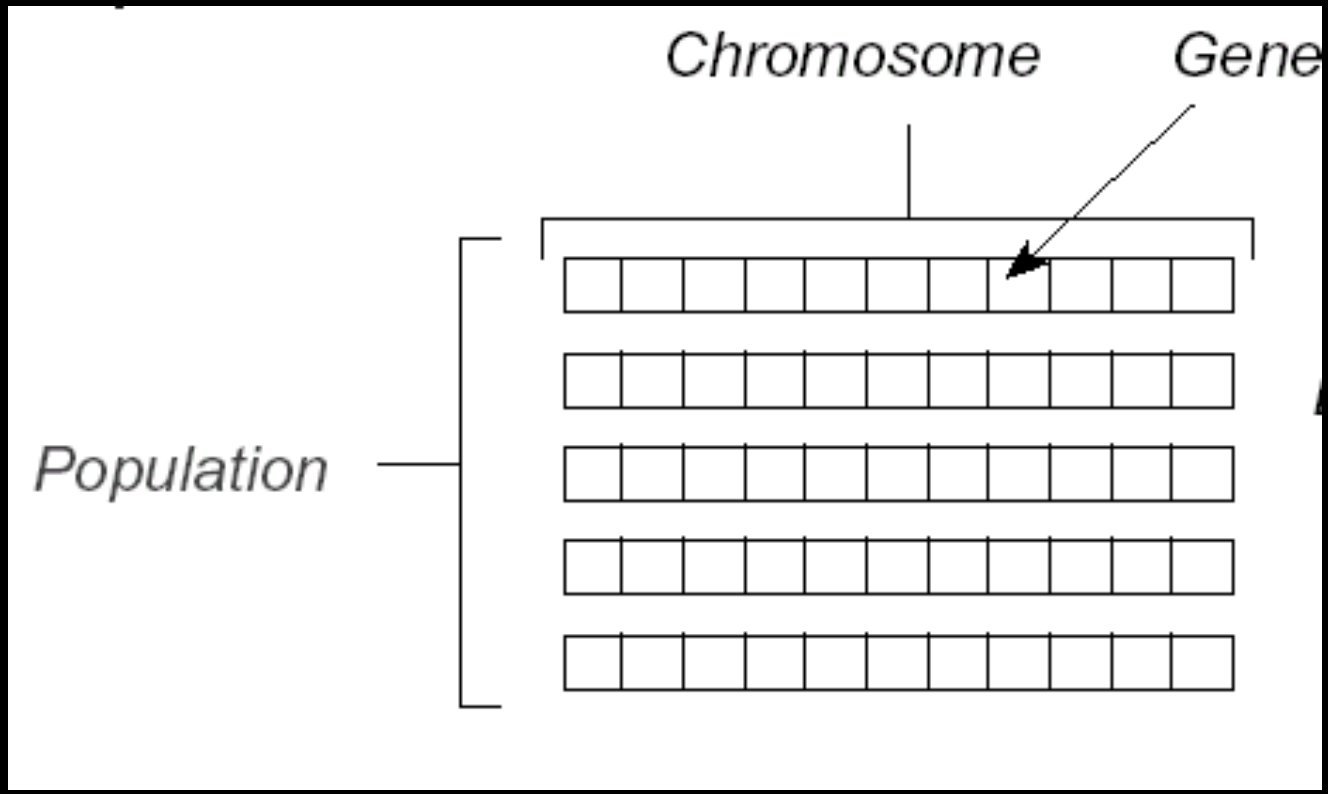
Principio de funcionamiento

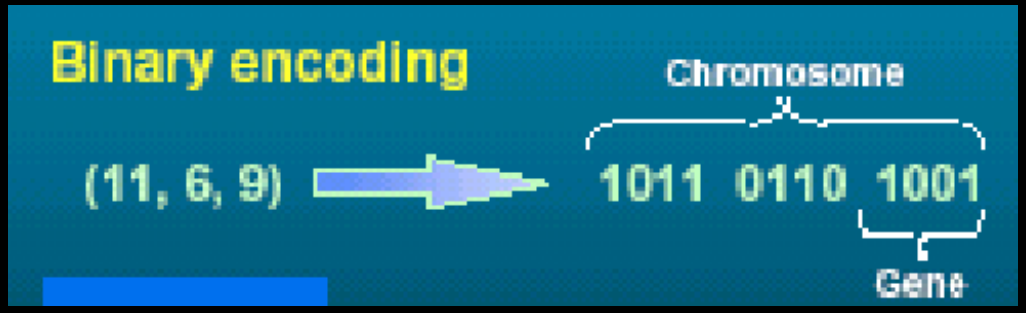
- **Codificación**
- **Evaluación de la aptitud**
- **Operaciones genéticas**
  - ***Reproducción***
  - ***Cruce***
  - ***Mutación***
- **Criterio de parada**

Codificación

- Las variables de decisión se codifican en una cadena binaria llamada cromosoma
- La longitud del cromosoma depende de la precisión deseada
- No todas las variables de decisión necesitan subcadenas de igual longitud

Codificación – cont.





Inicialización: sembrar la población

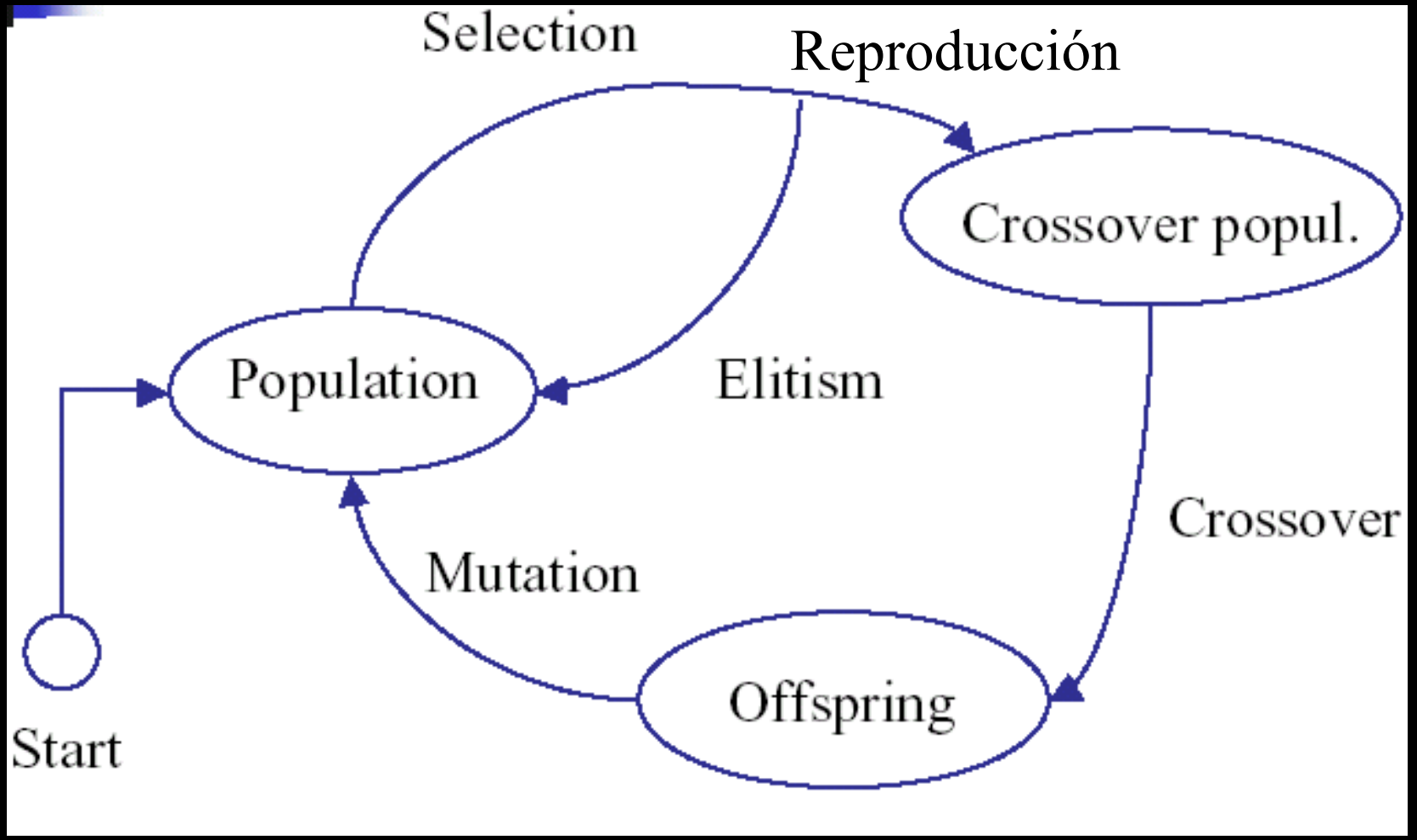
- La inicialización fija la población inicial de la que surgirán las generaciones futuras

- Aspectos a considerar:
  - Tamaño de la población inicial
  - Se determina experimentalmente para cada problema
  - Diversidad de la población inicial (diversidad genética)
  - Un problema común por falta de diversidad es la convergencia prematura a una solución no óptima

Evaluación de la aptitud

- La evaluación ordena a los individuos según una medida de aptitud que refleja la calidad de cada solución.
- Derivada de la función objetivo
- El valor de la función de aptitud de una cadena se llama aptitud de la cadena
- Todas las variables de decisión se codifican en una sola cadena (cromosoma)
- Por ejemplo, dado el individuo ***i***:
  - Clasificación: $(correct(i))^2$
  - TSP: *distancia(i)*
  - SAT: *n.º de términos satisfechos(i)*
  - animación de caminar: *valoración subjetiva*
- Las funciones de aptitud suelen tener mínimos locales

Ciclo de un AG



Técnicas de selección

- Ejemplo de selección proporcional a la aptitud
  - **Dada la siguiente**

Individual	Fitness	Prob.
A	5	10%
B	20	40%
C	11	22%
D	8	16%
E	6	12%

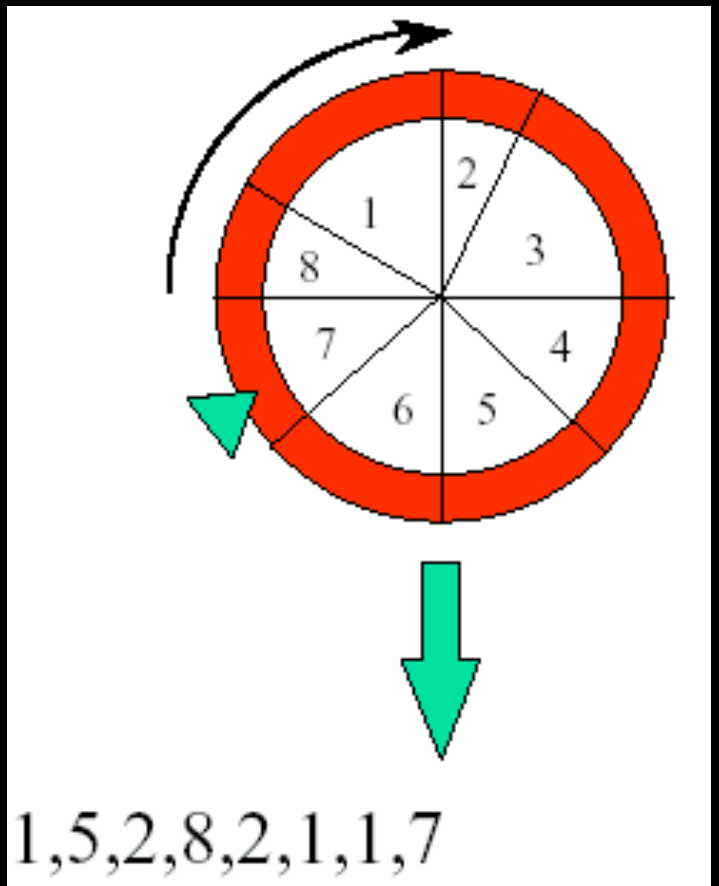
  - **Sumar las aptitudes**

    $5 + 20 + 11 + 8 + 6 = 50$

  - **Calcular las probabilidades**
  - $Aptitud(i) / 50$

Reproducción

- Selecciona las buenas cadenas de una población y forma un grupo de apareamiento
- Se usa una simulación de ruleta para la selección



Técnicas de selección

- Aglomeración
- Un posible problema asociado a la selección
  - Ocurre cuando los individuos más aptos se reproducen rápidamente y gran parte de la población se vuelve muy similar
  - Reduce la diversidad de la población
  - Puede frenar el progreso del algoritmo a largo plazo

Cruce

- Cruce para representaciones vectoriales:
  - Elegir uno o más pares de individuos como progenitores e intercambiar aleatoriamente sus segmentos
  - También llamado «cortar y empalmar»

- Parámetros
  - Tasa de cruce
  - Número de puntos de cruce
  - Posición de los puntos de cruce

Cruce – cont.

- Cruce en un punto

  (cruce de 1 punto)
  - Elegir un punto de corte en los vectores de los progenitores e intercambiar los segmentos

- Por ejemplo
  - Progenitores:

    1101101101 y 0001001000
  - Punto de cruce: tras el 4.º dígito

    1101101101 y 0001001000
  - Hijos producidos:

    1101001000 y 0001101101

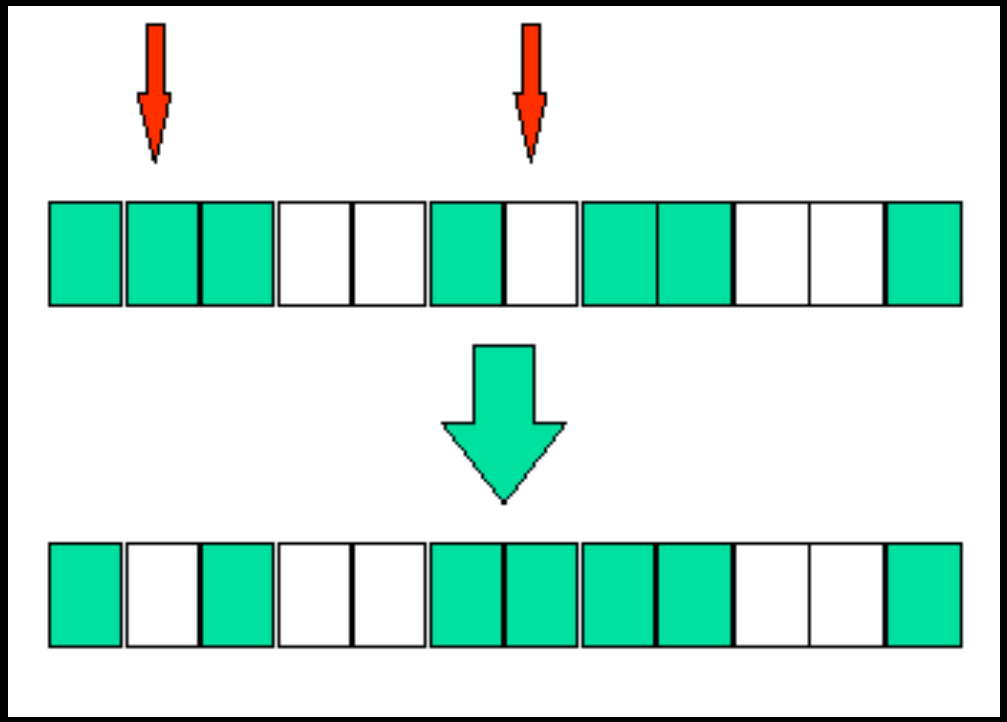
Mutación

- Cambiar aleatoriamente un individuo

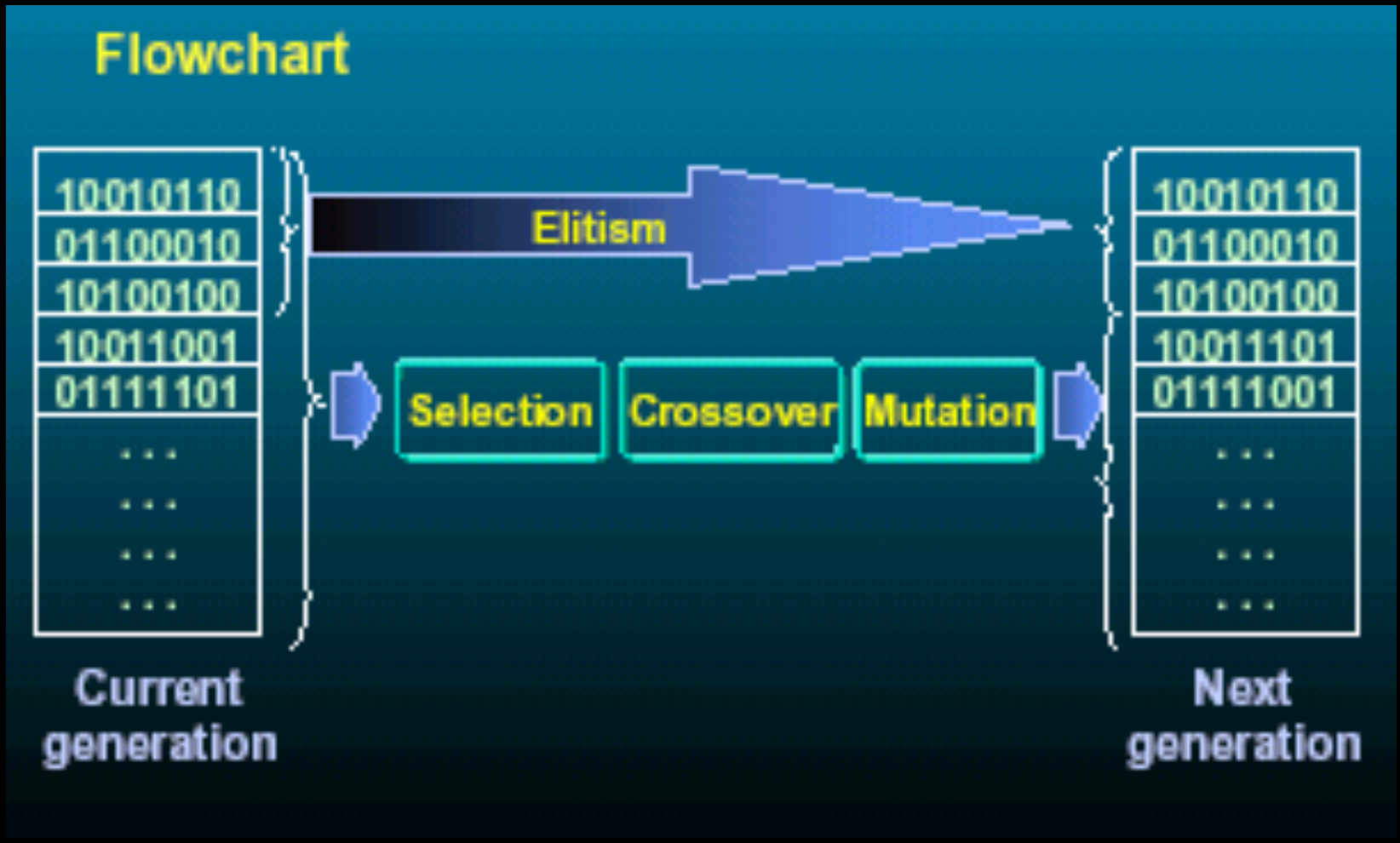


- La mutación bit a bit se hace invirtiendo cada bit con una probabilidad p_m
- Usos
  - Crear un punto en la vecindad del punto actual para una búsqueda local
  - Mantener la diversidad de la población
- Parámetros
  - Tasa de mutación
  - Magnitud de la mutación

Mutación



Resumen de las operaciones de un AG



Resumen de las operaciones de un AG – cont.

- Los tres operadores son sencillos y directos
- El operador de reproducción selecciona las buenas cadenas
- El operador de cruce recombina buenas subcadenas de buenas cadenas para, con suerte, crear una subcadena mejor
- El operador de mutación altera localmente una cadena para, con suerte, crear una cadena mejor
- Aunque nada de esto está garantizado ni se comprueba al crear una cadena, se espera que, si se crean cadenas malas, el operador de reproducción las elimine en la siguiente generación

Algoritmo genético - pseudocódigo

```
1:  begin
2:  define problem dimension (D), generate initial population P_0 of size NP
3:  evaluate the fitness of NP individuals in P_0
4:  initialize generation counter t ← 0
5:  while termination criterion not satisfied do
6:  |    selection of parents on the basis of their fitness
7:  |    create offspring for the new generation P_{t+1} from the parents using
8:  |   crossover operation
9:  |    perform mutation on new generation P_{t+1}
10: |    evaluate the fitness of population P_{t+1}
    |    t ← t+1
11:      end
12: end
```



Algoritmos genéticos
Ejemplos

Problema 1

Hallar el mínimo de la función

(función de Himmelblau) (en el intervalo de 0 a 6)

$f(x_1,x_2) = (x_1^2+x_2-11)^2 + (x_1+x_2^2-7)^2$

Solución exacta (3,2)

Solución del AG

La función es mínima en el punto

(2,997, 2,029) con un valor de 0,013

Parámetros del AG - paso 1

Número de funciones objetivo	1
Función objetivo	Minimizar
Tipo de cruce	AG binario (un punto)
Estrategia	1 punto de cruce con intercambio
Tamaño de la población	20
N.º total de generaciones	30
Probabilidad de cruce	0,8
Probabilidad de mutación	0,05
Semilla aleatoria introducida	0,76
Longitud de cadena	20
Número de variables binarias	2
Épsilon de proximidad	0
Valor sigma-share	0,1500
Estrategia de reparto parámetros	reparto en el espacio de

Límites inferior y superior

0 <= x1 <= 6

0 <= x2 <= 6

Procedimiento

- Codificación binaria
  - Con 10 bits obtenemos una precisión de (6-0)/(2^{10}-1), es decir, 0,006 en el intervalo (0,6).
- Paso 2
  - Evaluar cada cadena de la población
  - La subcadena 1010010001 se decodifica como ($2^9+2^7+2^4+2^0$)=657. El valor del parámetro correspondiente es 0+(6-0)*657/1023 = 3,853
  - Para minimización: F(X)=1/(1+f(X))

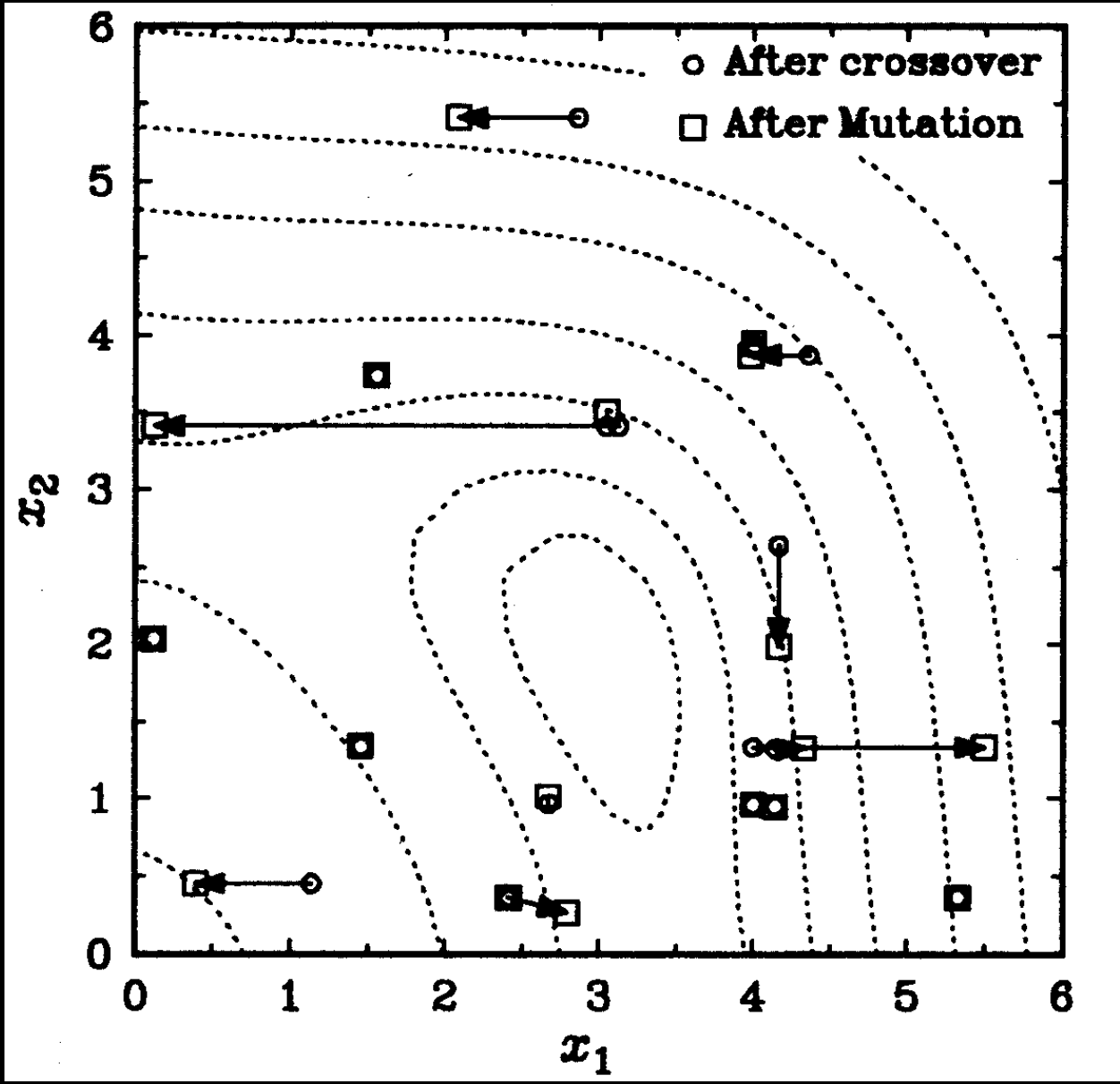
Operaciones del AG (pasos 4-6)

Mating pool				Intermediate population		Mutation					
Substring-2	Substring-1	G	H	Substring-2	Substring-1	Substring-2	Substring-1	x_1	x_2	$f(x)$	$\mathcal{F}(x)$
0010100100	1010101010	Y	9	0010100101	0111001000	0010101101	0111001000	1.015	2.674	18.886	0.050
1010100001	0111001000	Y	9	1010100000	1010101010	1010100001	1010101010	3.947	4.000	238.322	0.004
0001001101	0011100111	Y	12	0001001101	0011000010	0001001101	0001000010	0.452	0.387	149.204	0.007
1110011011	0111000010	Y	12	1110011011	0111100111	1110011011	0101100011	5.413	2.082	596.340	0.002
0010100100	1010101010	Y	5	0010100010	1011000011	0010100010	1011000011	0.950	4.147	54.851	0.018
0011100010	1011000011	Y	5	0011100100	1010101010	0011100100	1110101010	1.337	5.501	424.583	0.002
0011100010	1011000011	N		0011100010	1011000011	0011100011	1011100011	1.331	4.334	83.929	0.012
0111000010	1011000110	N		0111000010	1011000110	0101010010	1011000110	1.982	4.164	70.472	0.014
0101011011	0000000111	Y	14	0101011011	0000010100	0101011011	0000010100	2.035	0.117	87.633	0.011
1001000110	1000010100	Y	14	1001000110	1000000111	1001010110	1000000111	3.507	3.044	72.789	0.014
0011100101	0011111000	Y	1	0011100101	0011111000	0011100101	0011111000	1.343	1.455	70.868	0.014
0011100101	0011111000	Y	1	0011100101	0011111000	0011100101	0011111000	1.343	1.455	70.868	0.014
0000111101	0110011101	N		0000111101	0110011101	0000101101	0111011100	0.264	2.792	25.783	0.037
0000111110	1110001101	N		0000111110	1110001101	0000111110	1110001101	0.364	5.331	318.746	0.003
0000111101	0110011101	Y	18	0000111101	0110011100	0000111101	0110011100	0.358	2.416	42.922	0.023
1001000110	1000010100	Y	18	1001000110	1000010101	1001000110	0000010101	3.413	0.123	80.127	0.012
1001111101	1011100111	Y	10	1001111101	0100001001	1001111101	0100001001	3.736	1.554	95.968	0.010
1010010100	0100001001	Y	10	1010010100	1011100111	1010010100	1010100111	3.871	3.982	219.426	0.005
0000111101	0110011101	N		0000111101	0110011101	0000111101	0110011101	0.358	2.422	42.598	0.023
0010100100	1010101010	N		0010100100	1010101010	0010100100	1010101010	0.962	4.000	39.849	0.024

G : Whether crossover (Y yes, N no), H : Crossing site

Fuente: Deb, 2002

Población tras la mutación



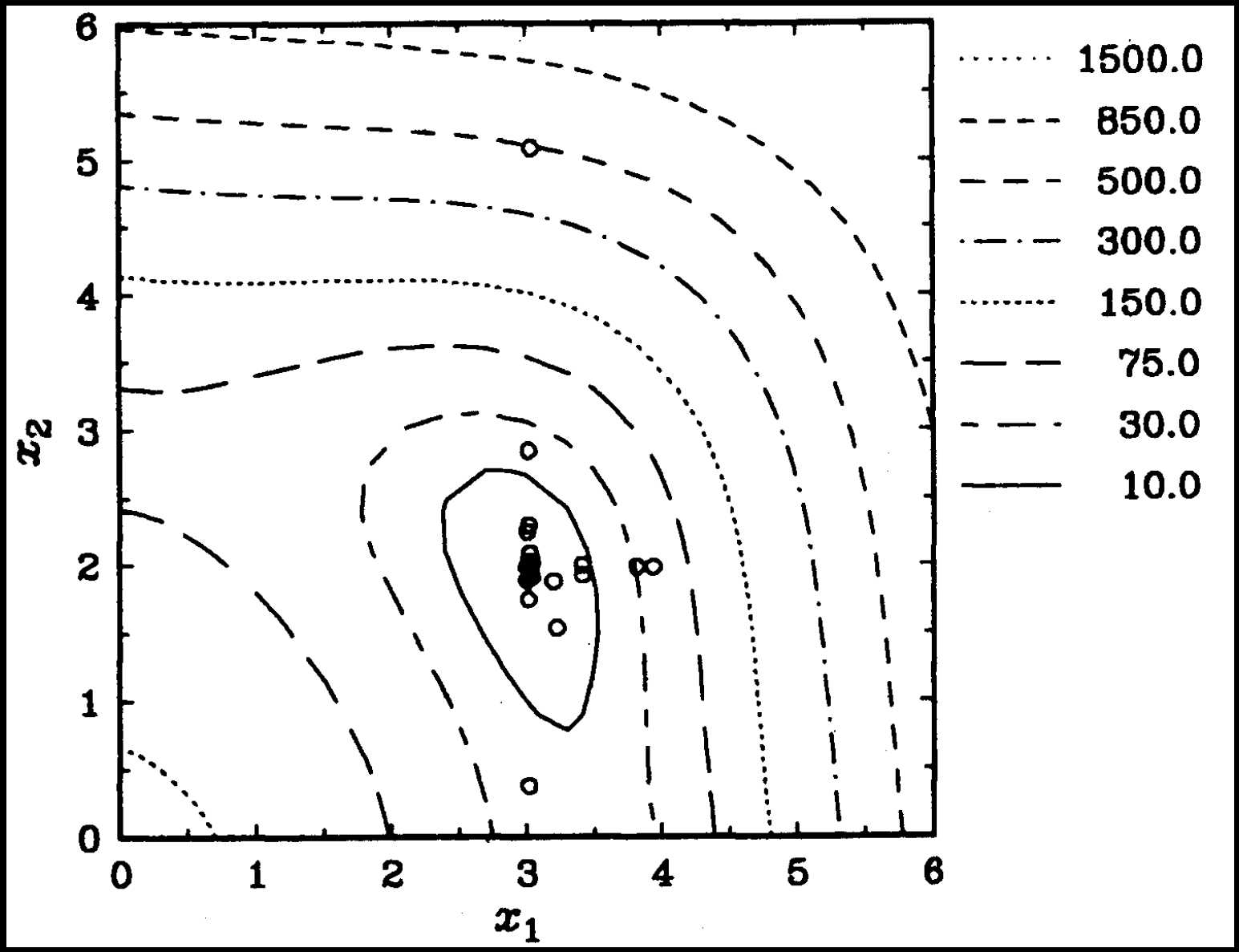
Resultados del AG en la 1.ª generación

Tamaño de la población	Valores de x_1	Valores de x_2	f(x) Valores	Cadena
1	3.85	1.84	32.44	1010010001_0100111010
2	0.70	1.31	105.36	0001111000_0011100000
3	1031	5.89	1661.14	1110010100_1111101101
4	5.37	4.45	345.85	1010010000_1011110111
5	3.85	5.15	691.48	1011000101_1101101110
6	1.54	3.39	63.90	0100000110_1001000010
7	4.02	3.52	164.26	1010101101_1001011001
8	3.53	4.96	379.97	0100000000_1101001110
9	2.05	2.93	28.13	0101011101_0111110011
10	0.91	5.64	679.93	0010011011_1111000001
11	0.03	3.11	69.61	0000000101_1000010011
12	5.44	0.54	366.43	1110011111_0001011100
13	2.48	3.54	65.52	0110100110_1001011011
14	3.15	0.28	14.89	1000011001_0000101111
15	4.60	5.77	1212.63	1100010010_1111011000
16	0.41	2.92	66.31	0001000110_0111110001
17	5.54	0.72	416.10	1110110000_0001111011
18	0.18	4.50	223.24	0000011111_1100000000
19	3.81	4.89	500.10	1010001001_1101000010
20	2.92	2.60	7.16	0111110010_0110111011

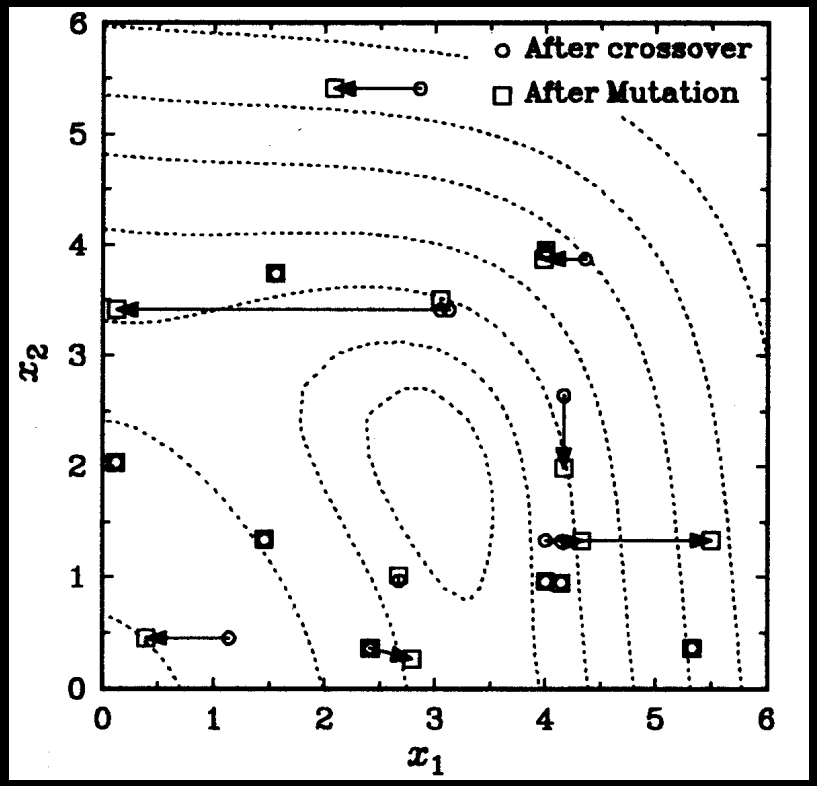
Resultados del AG tras la 30.ª generación

Tamaño de la población	Valores de X_1	Valores de X_2	f(x) Valores	Cadena
1	5.81	0.58	543.42	1111011110_0001100011
2	2.99	2.09	0.124	0111111110_0101100100
3	2.92	1.56	3.53	0111110010_0100001010
4	2.30	1.95	0.05	0111111111_0101001100
5	2.30	2.03	0.01	0111111111_0101011010
6	2.05	2.45	20.11	0101011101_0110100001
7	2.78	1.89	2.34	0111011010_0101000010
8	2.00	2.12	0.24	0111111111_0101101001
9	2.42	1.92	11.26	0110011100_0101001000
10	2.95	5.46	670.58	0111110111_1110100010
11	2.94	2.13	0.28	0111110101_0101101011
12	2.80	1.91	1.84	0111011110_0101000101
13	2.94	2.10	0.17	0111110101_0101100100
14	3.00	2.12	0.23	0111111110_0101101001
15	2.77	2.07	1.54	0111011001_0101100000
16	2.75	1.72	4.55	0111010101_0100100110
17	2.41	2.10	9.58	0110011011_0101100110
18	2.76	5.90	940.77	0111010110_1111101110
19	2.96	2.11	0.19	0111111001_0101101000
20	2.30	2.14	0.35	0111111111_0101101101

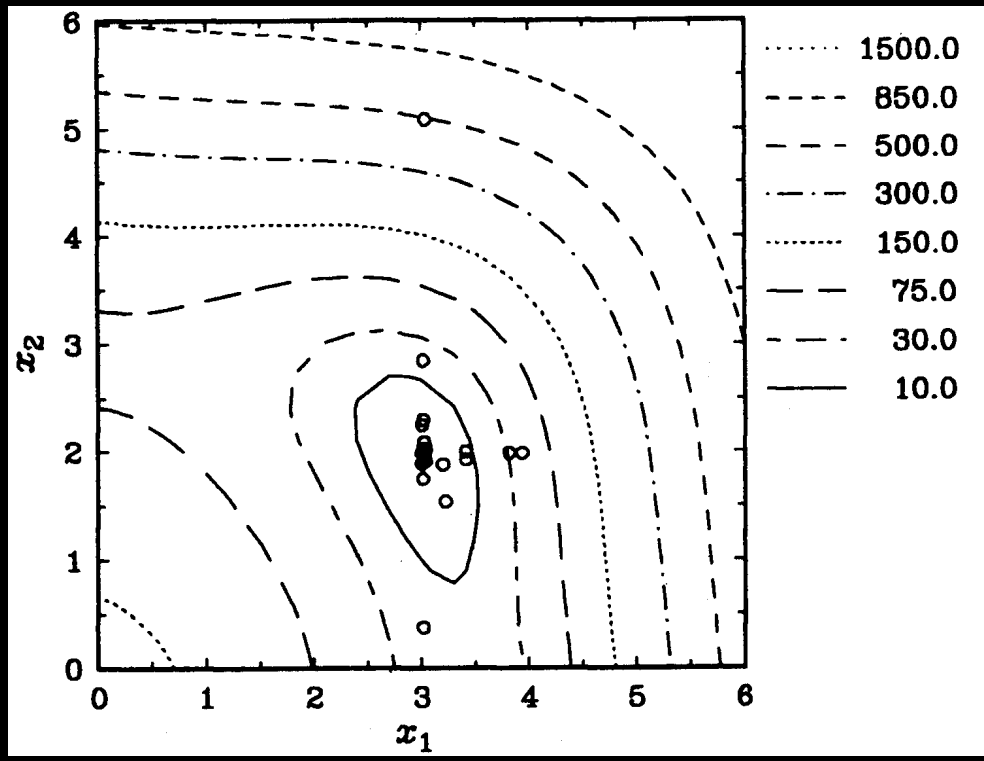
Población tras la 30.ª generación



Población tras la 1.ª generación



Población tras la 30.ª generación



Fuente: Deb, 2002

Resultados del AG

Tras la generación 1

Aptitud máx. = 1661,135
Aptitud mín. = 7,155 Aptitud media = 354,719
N.º de mutaciones = 0; n.º de cruces = 0

Tras la generación 30

Aptitud máx. = 940,774
Aptitud mín. = 0,013 Aptitud media = 110,557
N.º de mutaciones = 20; n.º de cruces = 245

Problema 2

Hallar el máximo de la función «peaks»

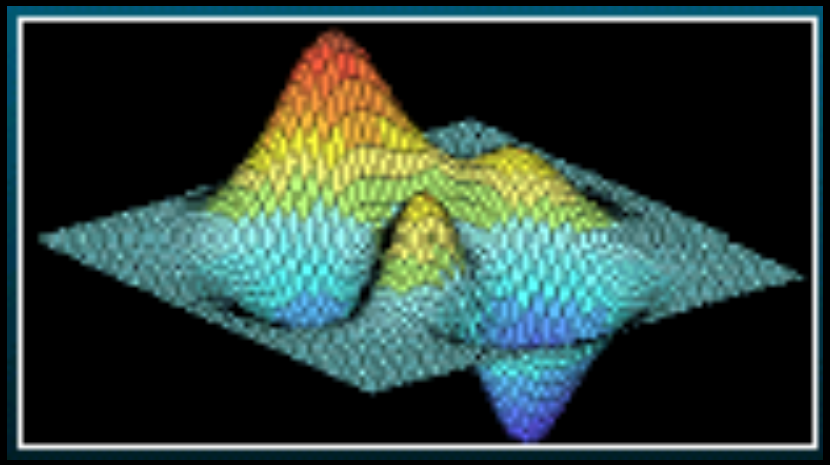
$z = f(x, y)$

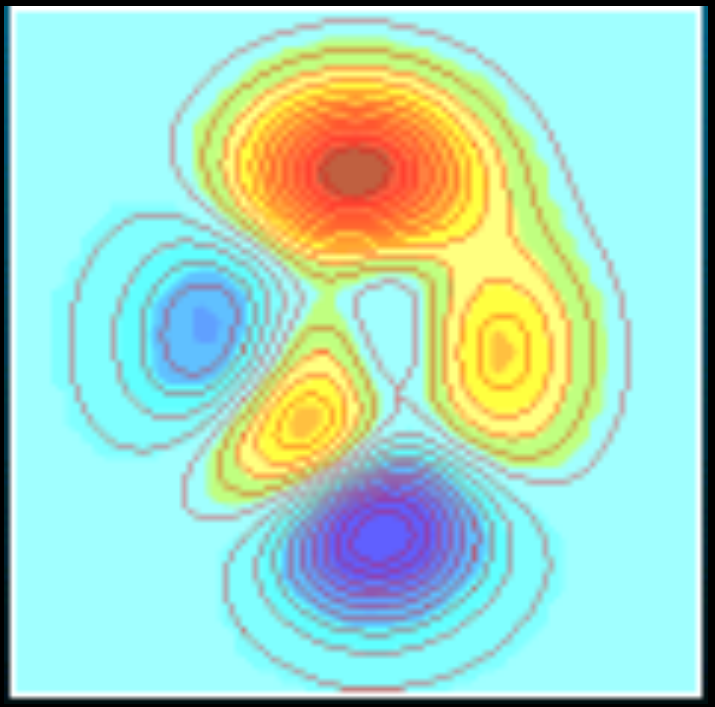
$= 3\,(1-x)^2 \exp(-x^2 - (y+1)^2)$

$- 10\,(x/5 - x^3 - y^5) \exp(-x^2-y^2)$

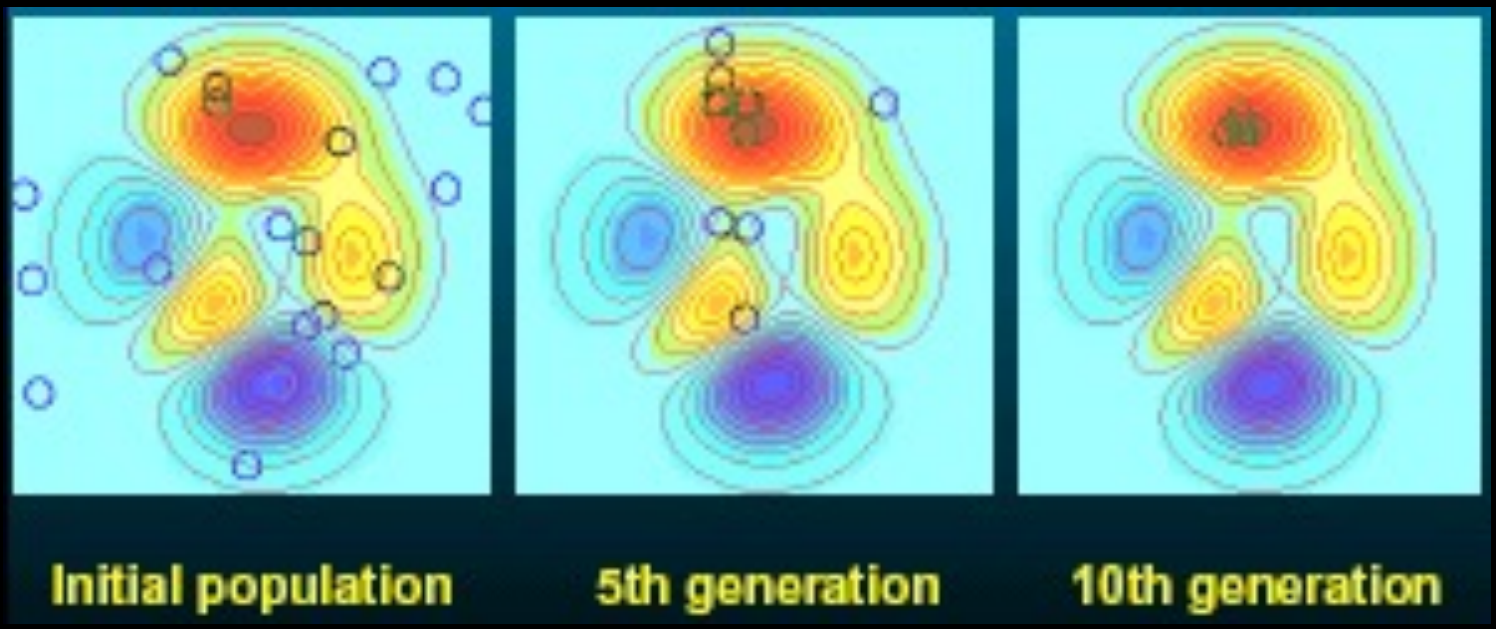
$-1/3 \exp(-(x+1)^2 - y^2)$

Gráfico de la función «peaks»





Proceso del AG





Algoritmos genéticos para optimización con restricciones

AG para optimización con restricciones

- El problema con restricciones se convierte en uno sin restricciones mediante el método de penalización
- Una solución fuera de la región factible recibe una penalización muy alta

AG para optimización con restricciones

- Se usa un término de penalización con operador

$$F_i = f(x) + \in \sum_{j=1}^{k} \delta_j (\phi_j)^2$$

- F_i es el valor de aptitud
- $f(x)$ es el valor de la función objetivo
- k es el número total de restricciones
- $\in$ vale -1 para maximización y +1 para minimización
- δ_j es el coeficiente de penalización
- ϕ_j es la magnitud de la violación

Problema 1

Hallar el mínimo de la función
(función de Himmelblau)

$f(x_1,x_2) = (x_1^2+x_2-11)^2 + (x_1+x_2^2-7)^2$

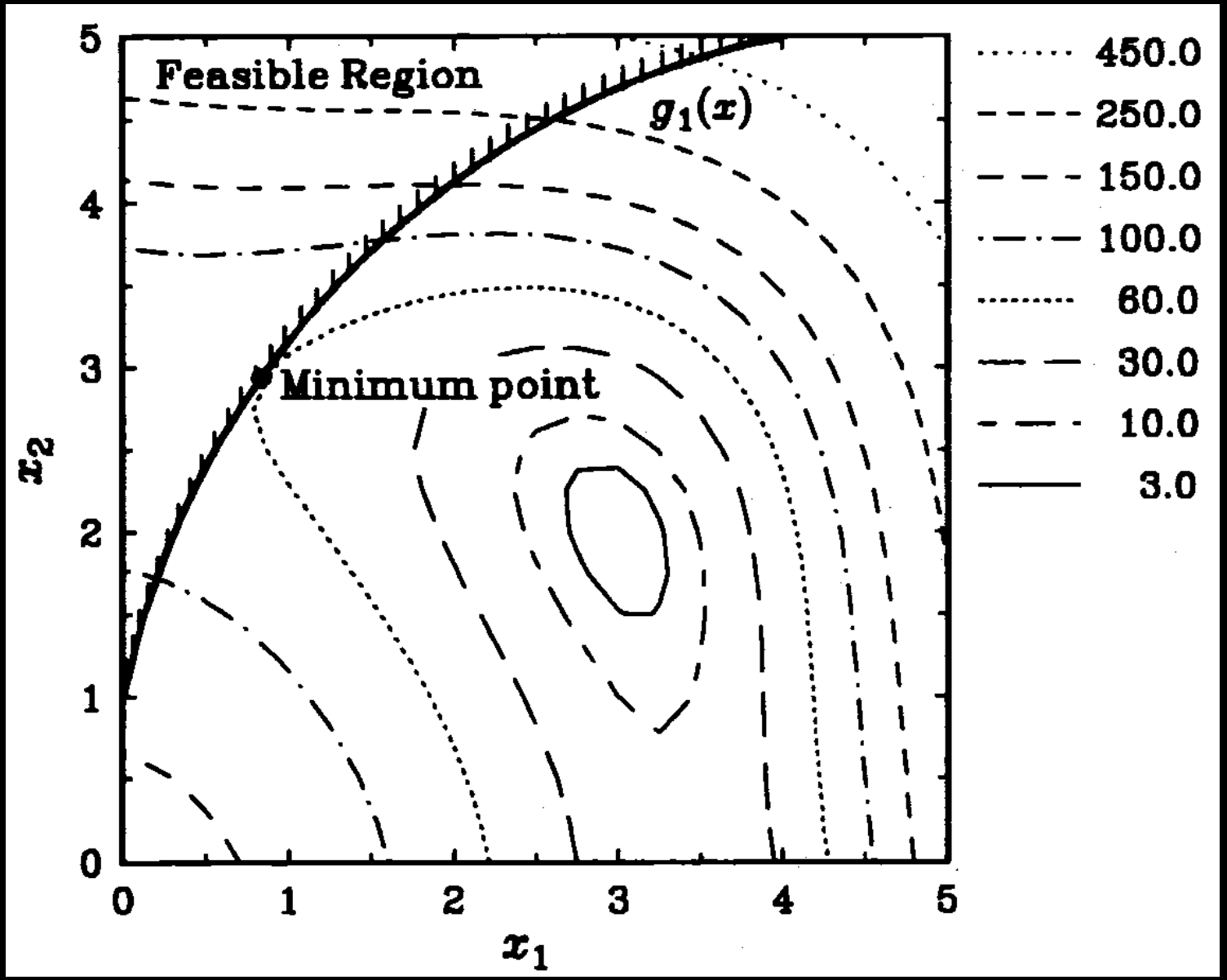
Sujeto a

$(x_1-5)^2 + x_2^2 - 26 \geq 0$

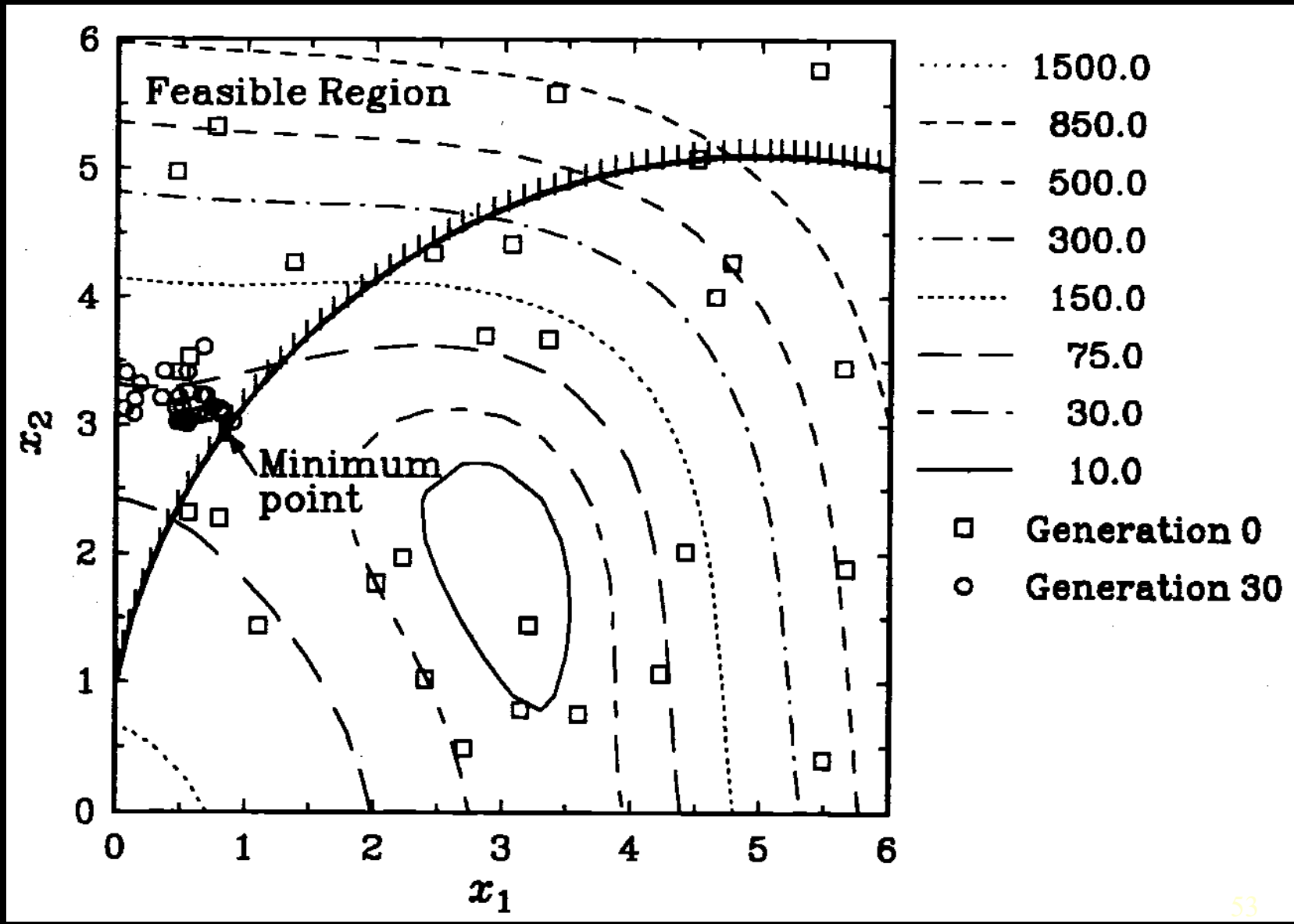
x_1 0 y x_2 0

$x_1 \leq 6$ y $x_2 \leq 6$

Solución


Feasible Region
$g_1(x)$
Minimum point
x_2
x_1
0
1
2
3
4
5
450.0
250.0
150.0
100.0
60.0
30.0
10.0
3.0

Solución por AG





Optimización monoobjetivo para la operación de embalses

Aplicación de los AG en ingeniería de recursos hídricos

- Optimización hidroeléctrica de un embalse
  - Maximizar la producción hidroeléctrica anual, con las demás demandas al embalse como restricciones
  - Se usa un periodo mensual para demostrar la aplicabilidad de los AG
    - 12 periodos en el año

Descripción de la zona de estudio

- **Presa de Hirakud: proyecto multipropósito en el río Mahanadi, estado de Odisha, India**
  - **Control de avenidas, riego e hidroelectricidad**
- **Ubicación: lat. 21º 32’ N; long. 83º 52’ E**
- **Cuenca hasta la presa: 83 400 km²**
- **Capacidad útil de almacenamiento: 7189 millones de m^3**
- **Capacidad instalada de turbinas: 307,5 MW**
- **Superficie regada**
  - **Primera campaña, *Kharif* : 1565,5 km²**
  - **Segunda campaña, *Rabi* : 1084,0 km²**

Problema de optimización

Función objetivo

$$Maximize Z = \sum_{t=1}^{12} P_t$$

$P_t = 2725\ RP_t\ h_t$

RP - agua desembalsada para generación (millones de m^3)

h - salto en metros

Restricciones

- Desembalses para potencia firme y capacidad de turbinas

$$RP_t \leq TC \quad \forall \quad t = 1,2,.....12$$

$$RP_t \geq FP_t \quad \forall \quad t = 1,2,.....12$$

- Restricciones de demanda de riego

$$RI_t \geq ID_{MIN_t} \quad \forall \quad t = 1,2,.....12$$

$$RI_t \leq ID_{MAX_t} \quad \forall \quad t = 1,2,.....12$$

Restricciones – cont.

- Restricciones de continuidad del almacenamiento del embalse

$$(1+a_t)S_{t+1} = (1-a_t)S_t + Q_t - RI_t - RP_t - OVF_t - A_o e_t \quad \forall \text{ t}$$

- Restricciones de continuidad del almacenamiento del embalse

$$S_t \leq S_{\max} \qquad \forall \; t = 1,2,.....12$$

Implementación en el AG

- Identificación de las variables de decisión
  - Desembalse para generación en cada mes (12)
- Fijación de los límites inferior y superior
  - El límite inferior es la potencia firme
  - El límite superior es la capacidad de las turbinas
- Fijación de la longitud de la cadena binaria
  - Según la diferencia entre los límites inferior y superior de cada variable de decisión
- Codificación de la cadena
  - La codificación binaria se hace generando

Implementación en el AG – cont.

- Decodificación de las variables de decisión
  - Regla de correspondencia lineal
- Cálculo de la aptitud
  - Los valores de las variables de decisión y el salto efectivo se sustituyen en la función de aptitud para evaluar cada cadena
- Operaciones del AG
  - Las 3 etapas de las operaciones del AG, es decir, reproducción, cruce y mutación, se aplican a las cadenas
  - Probabilidad de cruce : 0,8
  - Probabilidad de mutación : 0,006
- Repetir hasta cumplir el criterio de parada

Límites inferior y superior y longitud de cadena de la variable de decisión

Month	Decision Variable	Lower bound	Upper bound	String length
January	RP_1	616.50	2000	10
February	RP_2	370.00	2000	15
March	RP_3	370.00	2000	15
April	RP_4	245.00	2000	15
May	RP_5	370.00	2000	15
June	RP_6	370.00	2000	15
July	RP_7	615.00	2000	10
August	RP_8	1233.00	2000	10
September	RP_9	1110.00	2000	10
October	RP_{10}	615.00	2000	10
November	RP_{11}	615.00	2000	10
December	RP_{12}	615.00	2000	10

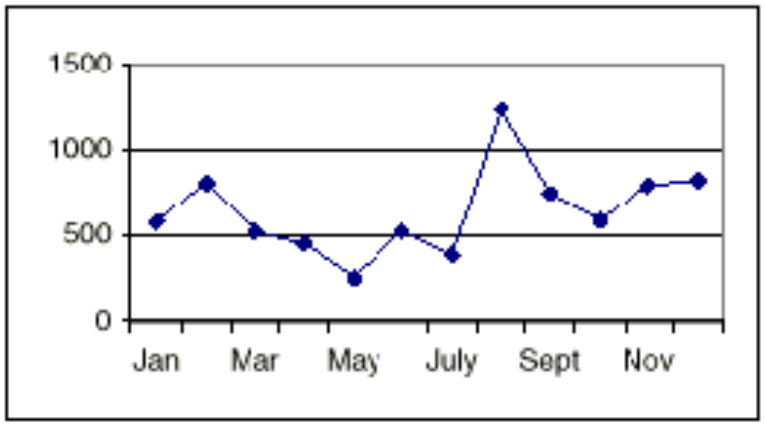
Aportaciones medias y demandas de riego por mes

Month	Inflows M.cu.m.	Irrigation Demand M.cu.m
January	397.026	229.831
February	178.785	268.671
March	33.291	323.046
April	46.854	313.428
May	6.165	57.334
June	431.550	107.518
July	4,151.511	249.683
August	18,377.865	243.271
September	5,611.383	265.588
October	1,392.057	295.304
November	626.364	45.005
December	556.083	117.135

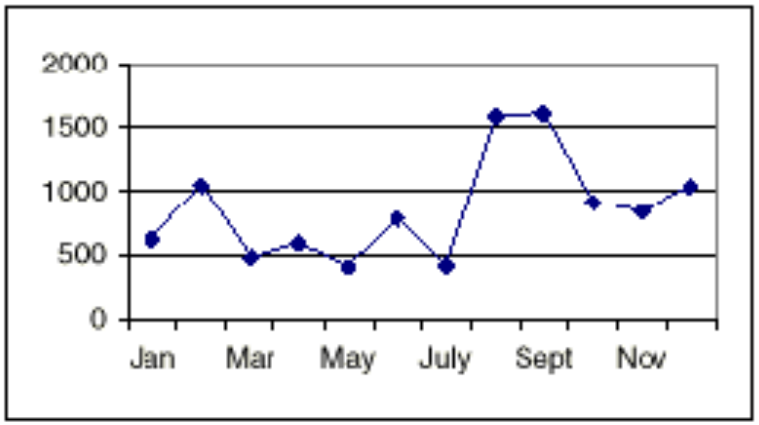
Escenarios de aportaciones

- El modelo se ejecutó para cuatro niveles de aportaciones garantizadas
  - Aportaciones un 40 % y un 20 % inferiores a la media
  - Aportaciones medias y un 20 % superiores a la media

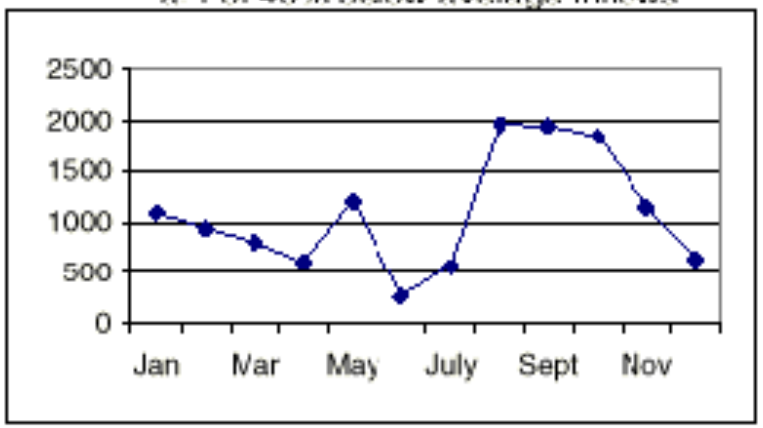
Desembalses óptimos para generación (hm^3)



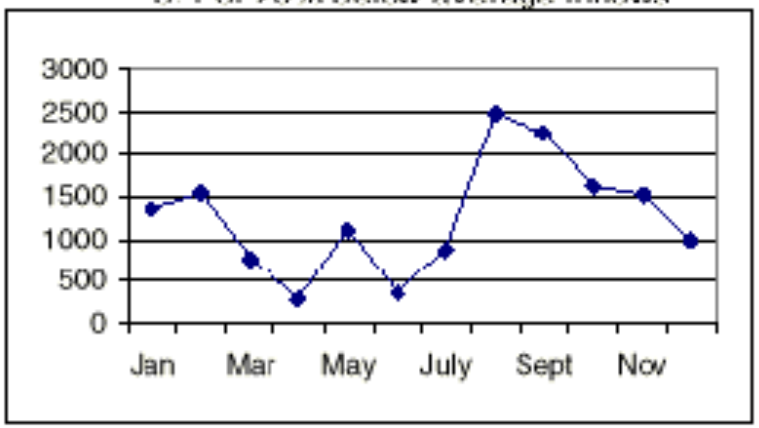
a. For 40% below average inflows



b. For 20% below average inflows



c. For average inflows



d. For 20% above average inflows



Optimización multiobjetivo

Objetivos múltiples en la operación de embalses

- ***Un sistema de recursos hídricos***
  - *implica objetivos contrapuestos*
  - *implica muchas variables que afectan de forma no lineal a todas las características y al comportamiento del sistema*

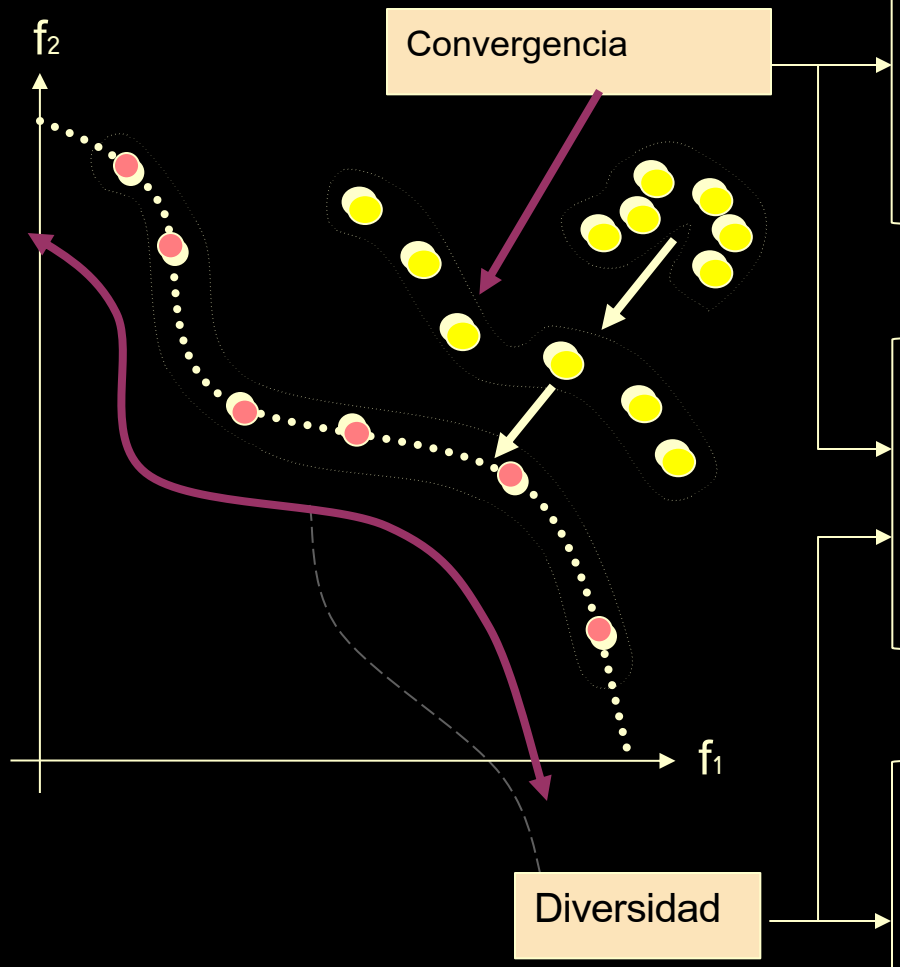


Ejemplos:

Operación de embalses

- Minimizar el riesgo de ***inundación*** (f_1) lo más cerca posible de 0
- Maximizar la generación ***hidroeléctrica*** (f_2) lo más alta posible
- Minimizar los déficits de ***riego*** (f_3) lo más bajos posible
- Maximizar la ***calidad del agua*** aguas abajo (f_4) lo más alta posible

Retos de los AEMO



- ¿Cómo guiar a la población hacia el conjunto de Pareto?
  ❶ **asignación de aptitud**

¿Cómo evitar que se pierdan las soluciones no dominadas?

selección ambiental

- ¿Cómo mantener una aproximación diversa del conjunto de Pareto?
  estimación de densidad



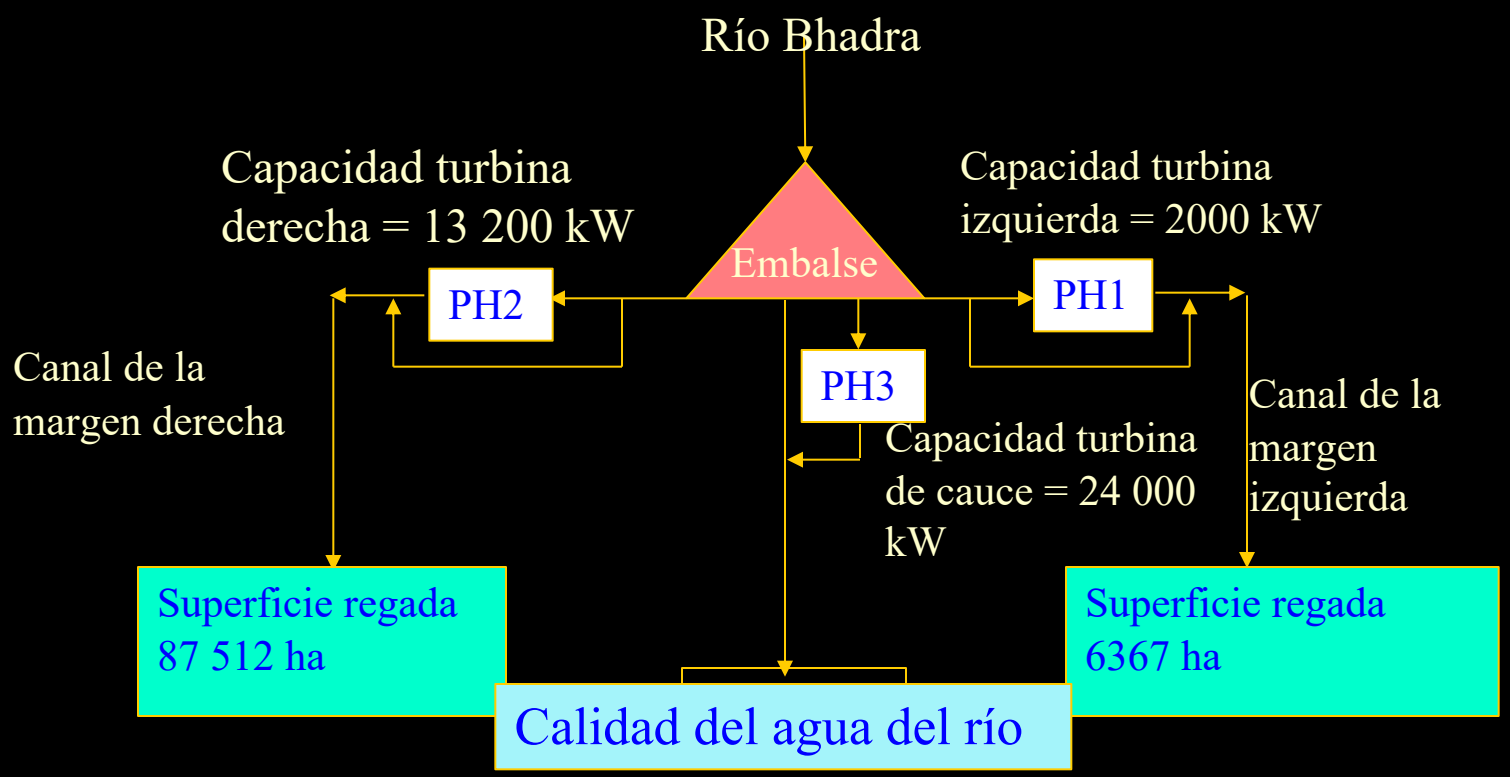
Optimización multiobjetivo para la operación de embalses

Optimización multiobjetivo de un sistema de embalses – caso de estudio

Embalse de Bhadra – un embalse multipropósito

- Ubicación - distrito de Chikmagalur, estado de Karnataka, India

75°38'20" de longitud E y 13°42' N de latitud



Esquema del proyecto del embalse de Bhadra

Modelo multiobjetivo de operación de embalses

1. **Minimizar**

Déficit de riego (f_1):

$$SQDV = \sum_{t=1}^{12} \left(D_{l,t} - IR_{l,t} \right)^2 + \sum_{t=1}^{12} \left(D_{r,t} - IR_{r,t} \right)^2$$

2. **Maximizar**

Producción hidroeléctrica (f_2):

$$E = \sum_{t=1}^{12} (k_1 R_{l,t} H_{l,t} + k_2 R_{r,t} H_{r,t} + k_3 R_{b,t} H_{b,t})$$

Sujeto a restricciones de

- **dinámica del sistema**
- **límites de almacenamiento**
- **límites de producción máxima**
- **demandas de riego y**
- **requisitos de calidad del agua**

Restricciones

Restricciones de continuidad del almacenamiento

$$S_{t+1} = S_t + I_t - (R_{1,t} + R_{2,t} + R_{3,t} + E_t + O_t)$$ para todo t=1, 2,…,12

Restricciones de límites de almacenamiento

$s_{min} \le s_t \le s_{max}$ para todo t=1, 2,…,12

Límites de capacidad de las turbinas

$p\, R_{1,t}\, H_{1,t} \le E_{1,max}$

$p\, R_{r,t}\, H_{2,t} \le E_{2,max}$ para todo t=1, 2,…,12

$p\, R_{3,t}\, H_{3,t} \le E_{3,max}$

Límites de capacidad de los canales

$R_{1,t} \le C_{1,max}$

$R_{2,t} \le C_{2,max}$ para todo t=1, 2,…,12

Demandas de riego

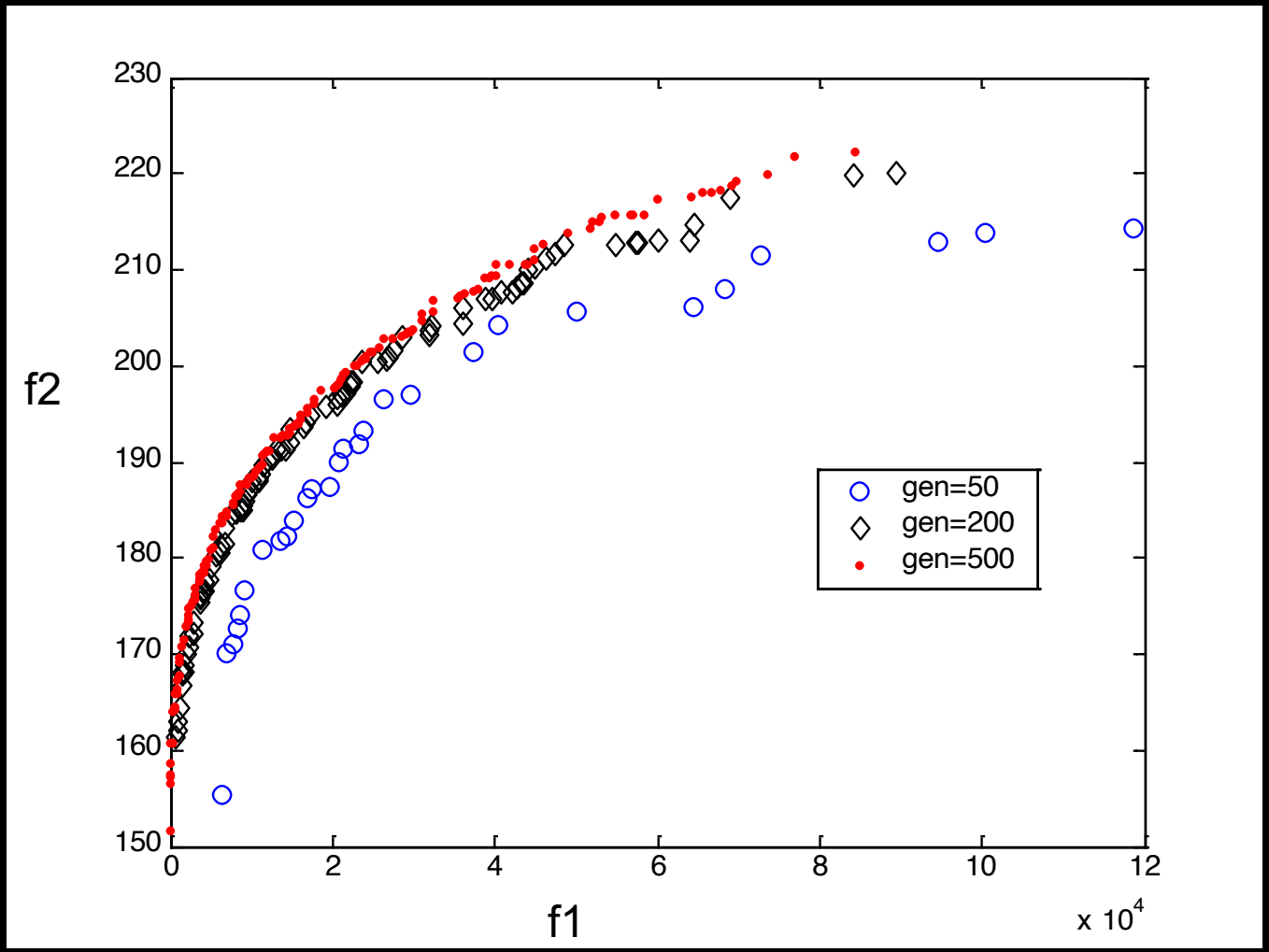
$D1_{min,\,t} \le R_{1,t} \le D1_{max,\,t}$

$D2_{min,\,t} \le R_{2,t} \le D2_{max,\,t}$ para todo t=1, 2,…,NT

Requisitos de calidad del agua

$R_{3,t} \ge MDT_t$ para todo t=1, 2,…,NT

Solución óptima de Pareto para la operación del embalse



Mejora del frente de Pareto a lo largo de las iteraciones.

f1 es el déficit de riego anual al cuadrado; f2 la energía hidroeléctrica generada en MkWh

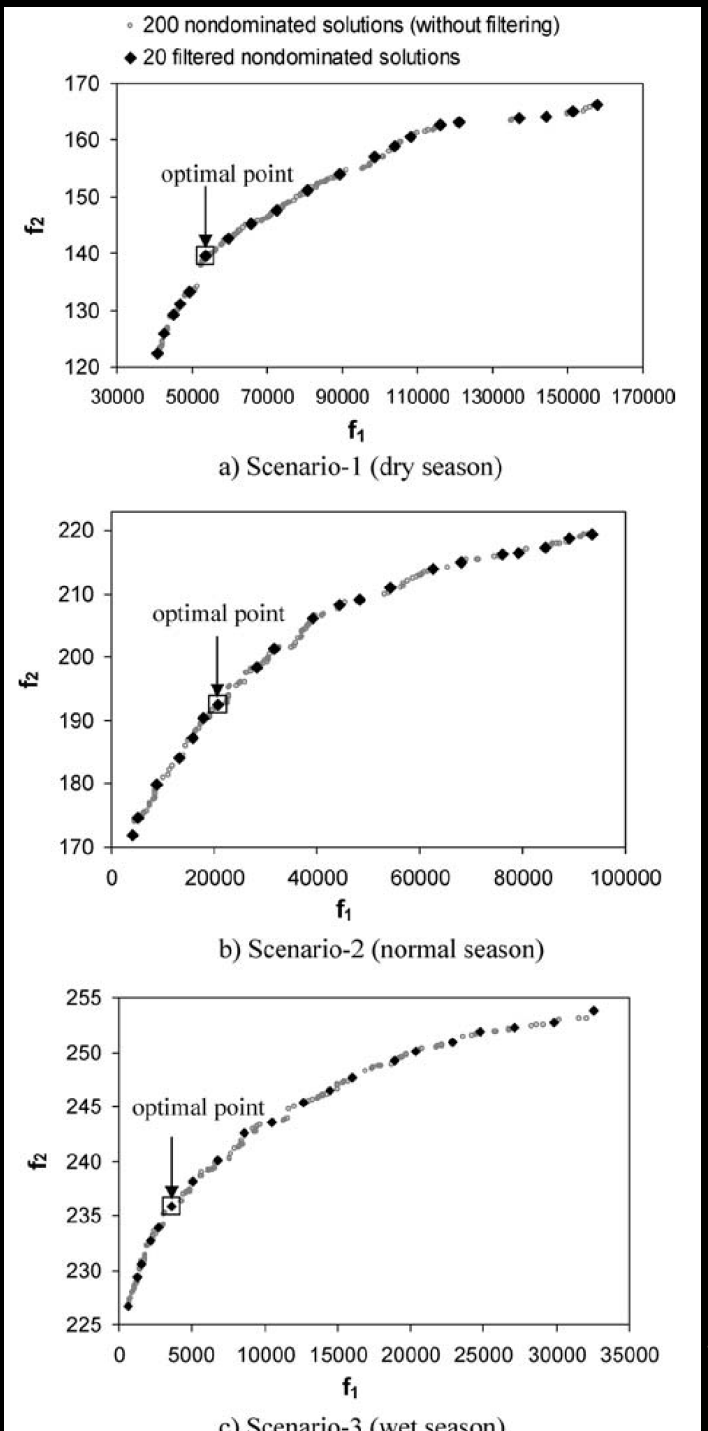
Aplicación del modelo

El modelo MOGA se resuelve para tres escenarios de aportaciones al embalse

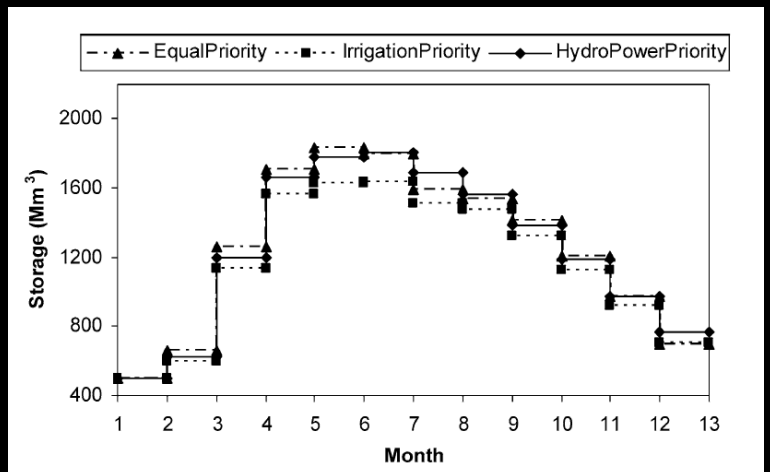
Scenario 1: Mean monthly inflows – 0.5* SD
Scenario 2: Mean monthly inflows
Scenario 3: Mean monthly inflows + 0.5* SD
where SD = standard deviation of monthly inflows.

Frente de Pareto que muestra el compromiso entre riego (f_1) e hidroelectricidad (f_2) para distintos escenarios de aportaciones.

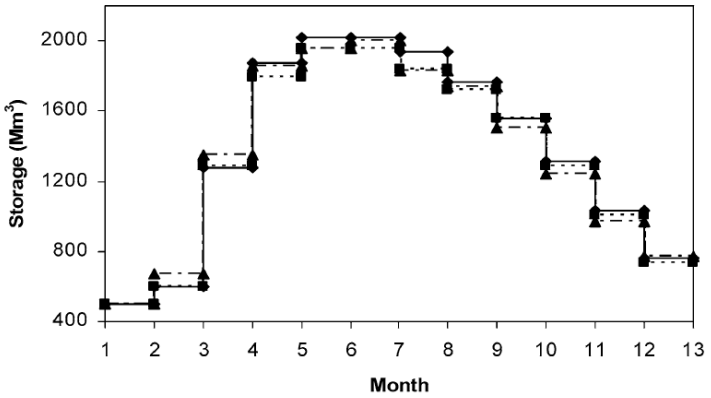
f_1 = suma de déficits de riego al cuadrado,
$(Mm^3)^2$;
f_2 = energía hidroeléctrica generada, (MkWh)



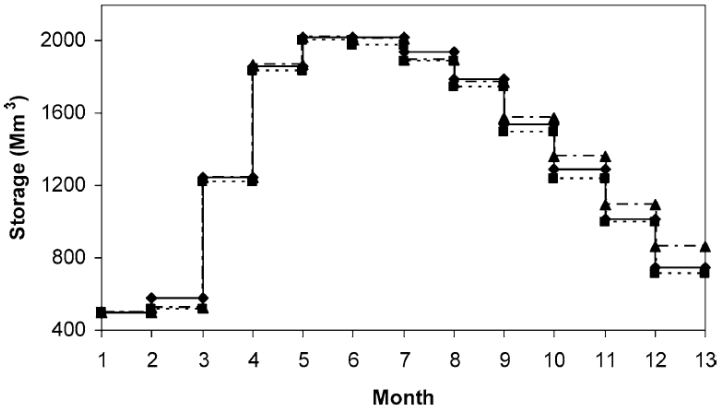
Políticas de operación del embalse para distintos escenarios de aportaciones, con los almacenamientos iniciales para distintas situaciones, es decir, igual prioridad, prioridad solo al riego y prioridad solo a la hidroelectricidad.



a) Scenario 1 (dry season)

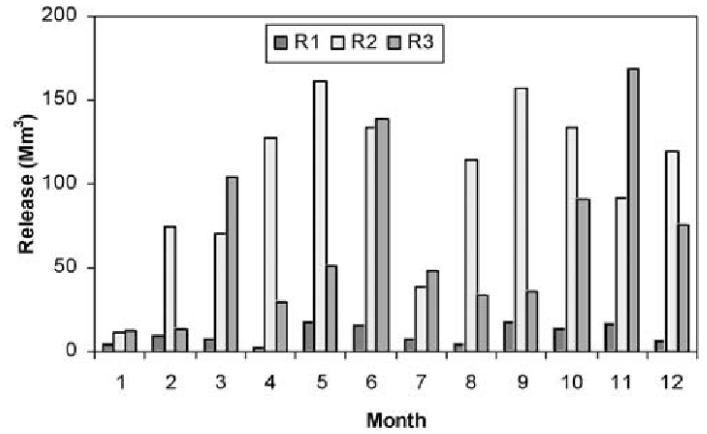


b) Scenario 2 (normal season)

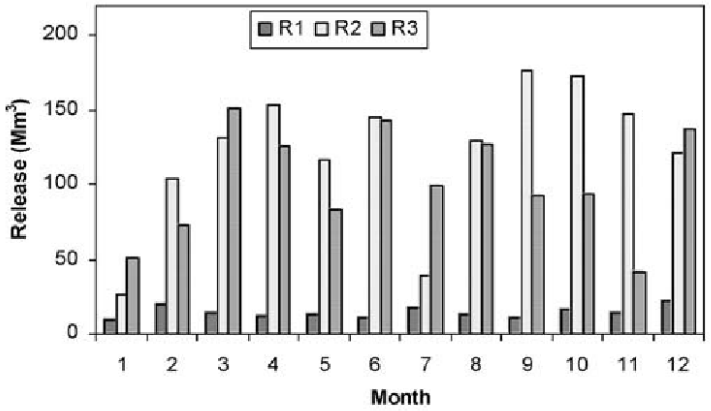


c) Scenario-3 (wet season)

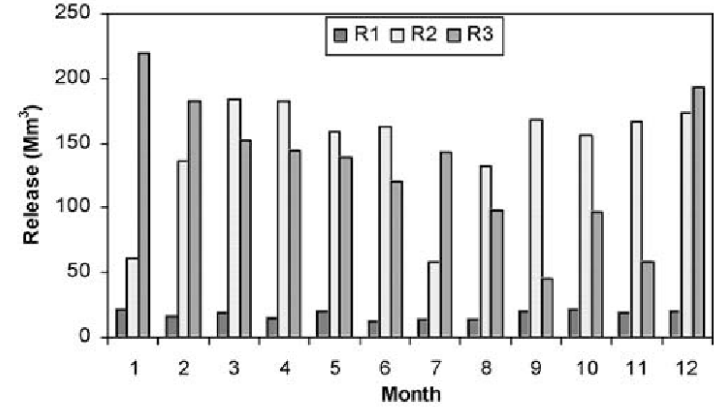
Política óptima de desembalses para el caso de igual prioridad, con desembalses en hm^3 para el canal de la margen izquierda (R1), canal de la margen derecha (R2) y cauce del río (R3) según los escenarios de aportaciones.



a) Scenario 1 (dry season)



b) Scenario-2 (normal season)



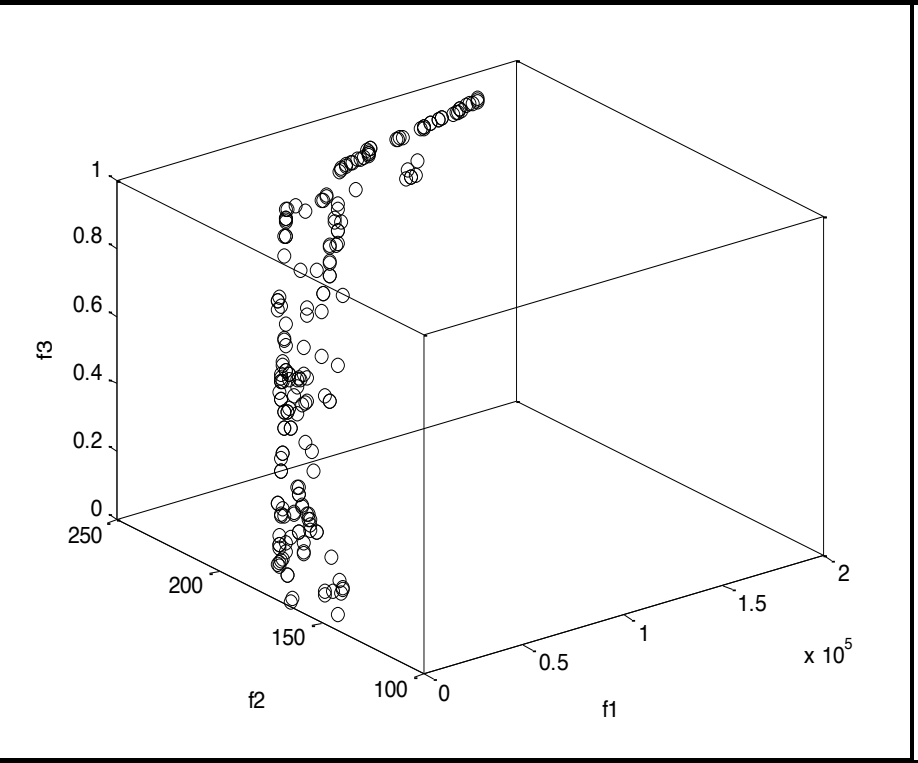
c) Scenario-3 (wet season)

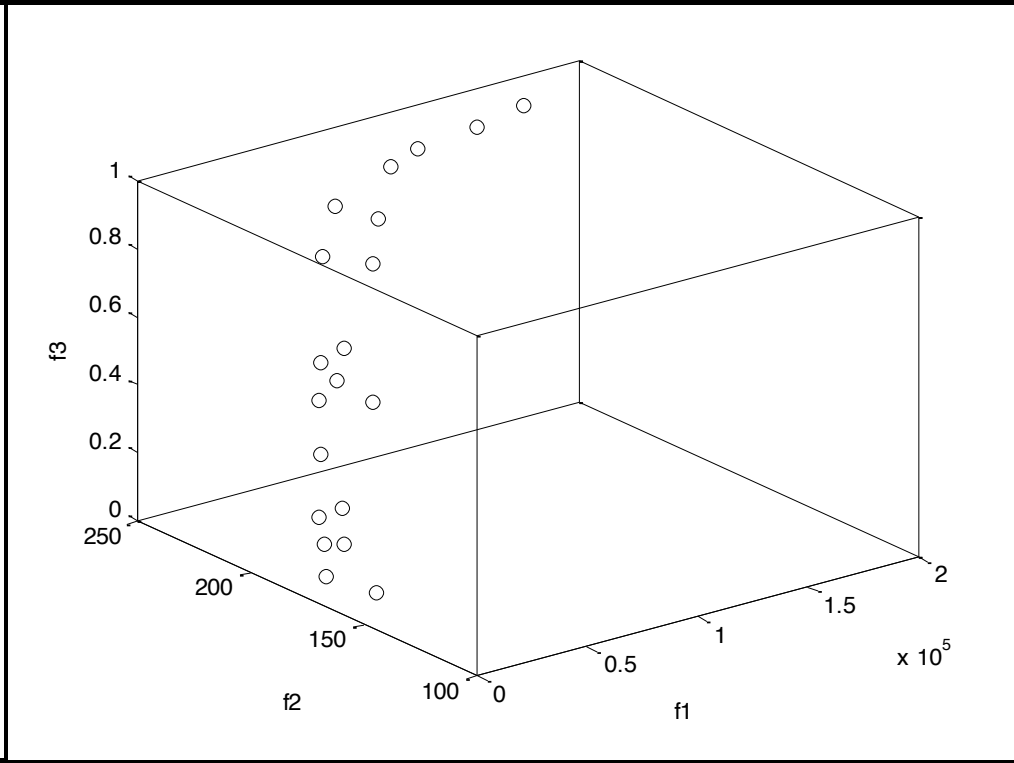
Operación multiobjetivo del embalse

Soluciones óptimas de Pareto generadas (200)

f1 - déficit de riego
f2 – hidroelectricidad
f3 – calidad del agua

Técnica de agrupamiento k-means para reducir el gran conjunto a soluciones óptimas de Pareto representativas





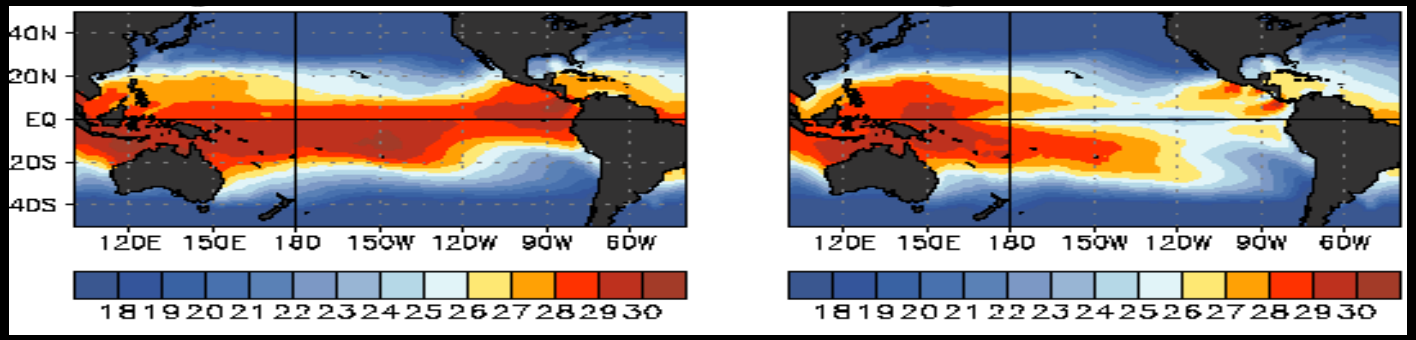


Previsión de aportaciones a embalses con redes neuronales ante la variabilidad climática

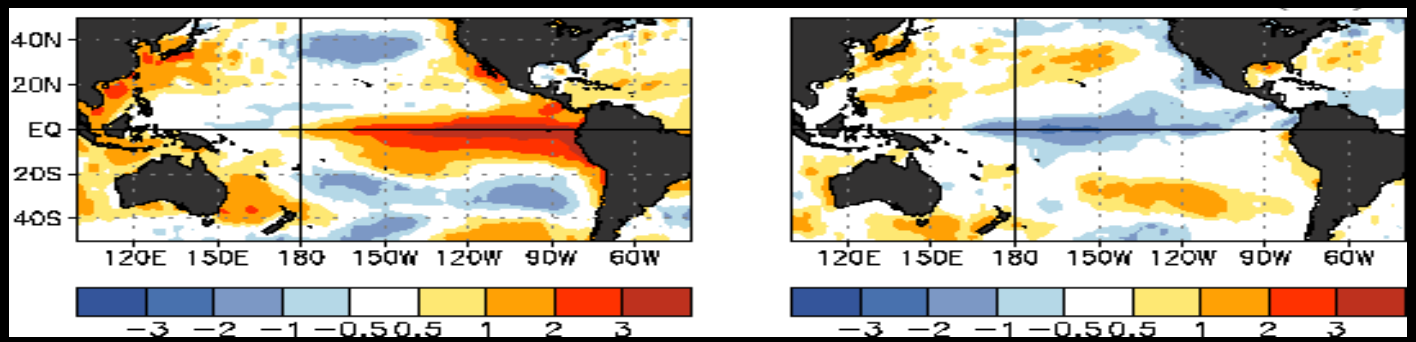
El Niño-Oscilación del Sur (ENSO)

Condición El Niño

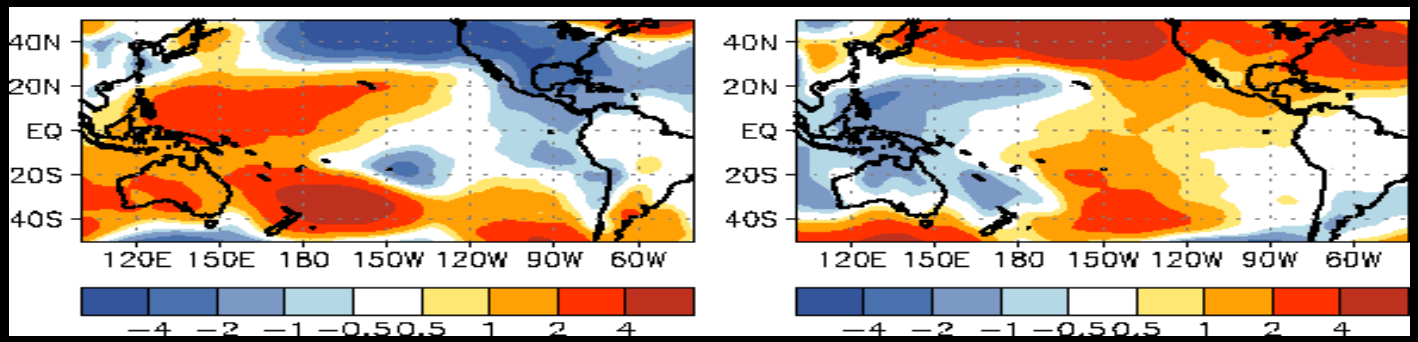
Condición La Niña



TSM (°C)



Anomalía de TSM (°C)



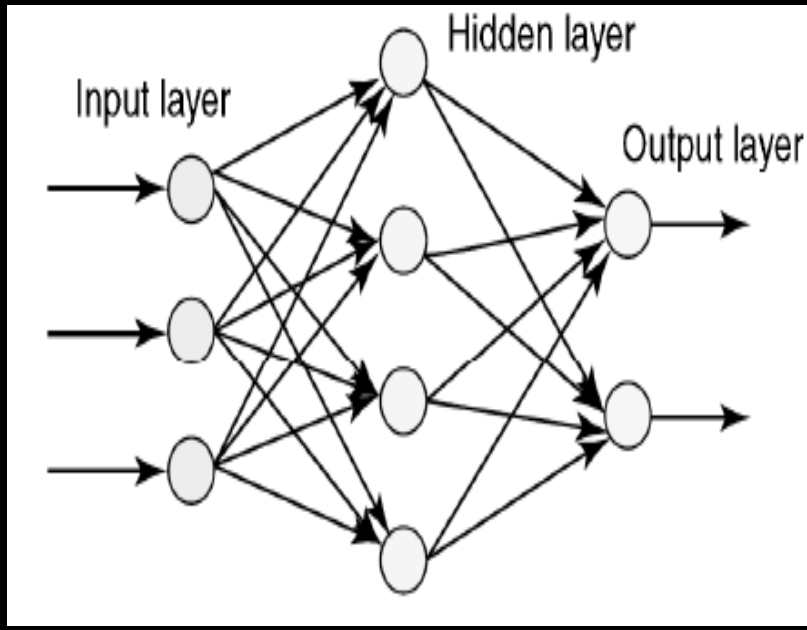
Anomalía de presión (mb)

Redes neuronales artificiales (RNA)

Características de las RNA estándar:

-Aprendizaje supervisado con entrenamiento por lotes

-Algoritmo de retropropagación: técnica de descenso de gradiente que minimiza la función de error de la red.



RNA multicapa de propagación hacia delante

-Función de activación: Tangente sigmoide

$$f(net) = \frac{2}{1+e^{-2(net)}} - 1$$

-Medida de rendimiento: MSE

$$E = \frac{1}{p\,q}\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{q}(y_{i,j} - y_{i,j}^{t})^2$$

Redes neuronales PSO (RN-PSO)

Aquí las variables de decisión son los pesos y sesgos de la red

Paso 1. Inicializar los parámetros
Paso 2. Generar la población inicial
Paso 3. Evaluar la función de aptitud
Paso 4. Aplicar las operaciones EMPSO a las variables de decisión
Paso 4. Comprobar los criterios de parada

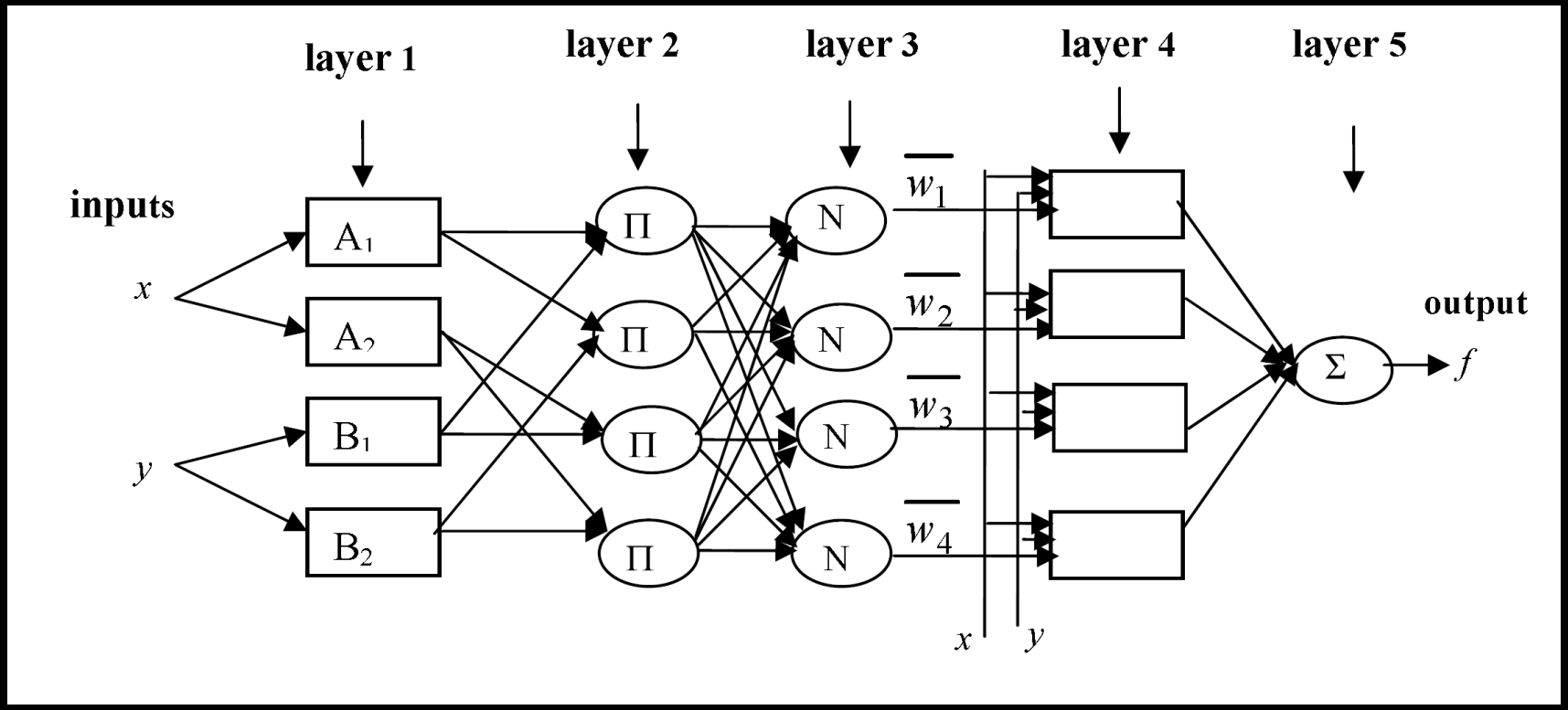
-Función de activación:
Tangente sigmoide

$$f(net) = \frac{2}{1 + e^{-2(net)}} - 1$$

-Medida de rendimiento:
MSE

$$E = \frac{1}{p\,q} \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{q} (y_{i,j} - y_{i,j}^{t})^2$$

Sistema de inferencia neurodifusa adaptativa (ANFIS)



Capa 1: premisas (nodos de entrada)

Capa 2: implicación (nodos de reglas)

Capa 3: normalización (nodos de promedio)

Capa 4: consecuentes (nodos consecuentes)

Capa 5: salida (nodos de salida)

ANFIS

Capa 1: premisas (nodos de entrada)

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \qquad \text{para i =1,2}$$

$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \qquad \text{para i =3,4}$$

$$\mu_{A_i} = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}}$$

Capa 2: implicación (nodos de reglas)

$$O_k^2 = w_k = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_j}(y)$$

Capa 3: normalización (nodos de promedio)

$$O_i^3 = \overline{w_i} = \frac{w_i}{\sum_{k=1}^{4} w_k}$$

Capa 4: consecuentes (nodos consecuentes)

$$O_i^4 = \overline{w_i}\,(p_i\,x + q_i\,y + r_i)$$

Capa 5: salida (nodos de salida)

$$O_i^5 = \overline{w_i}\,f_i = \frac{\sum_{i=1}^{4} w_i f_i}{\sum_{i=1}^{4} w_i}$$

Entrenamiento de ANFIS

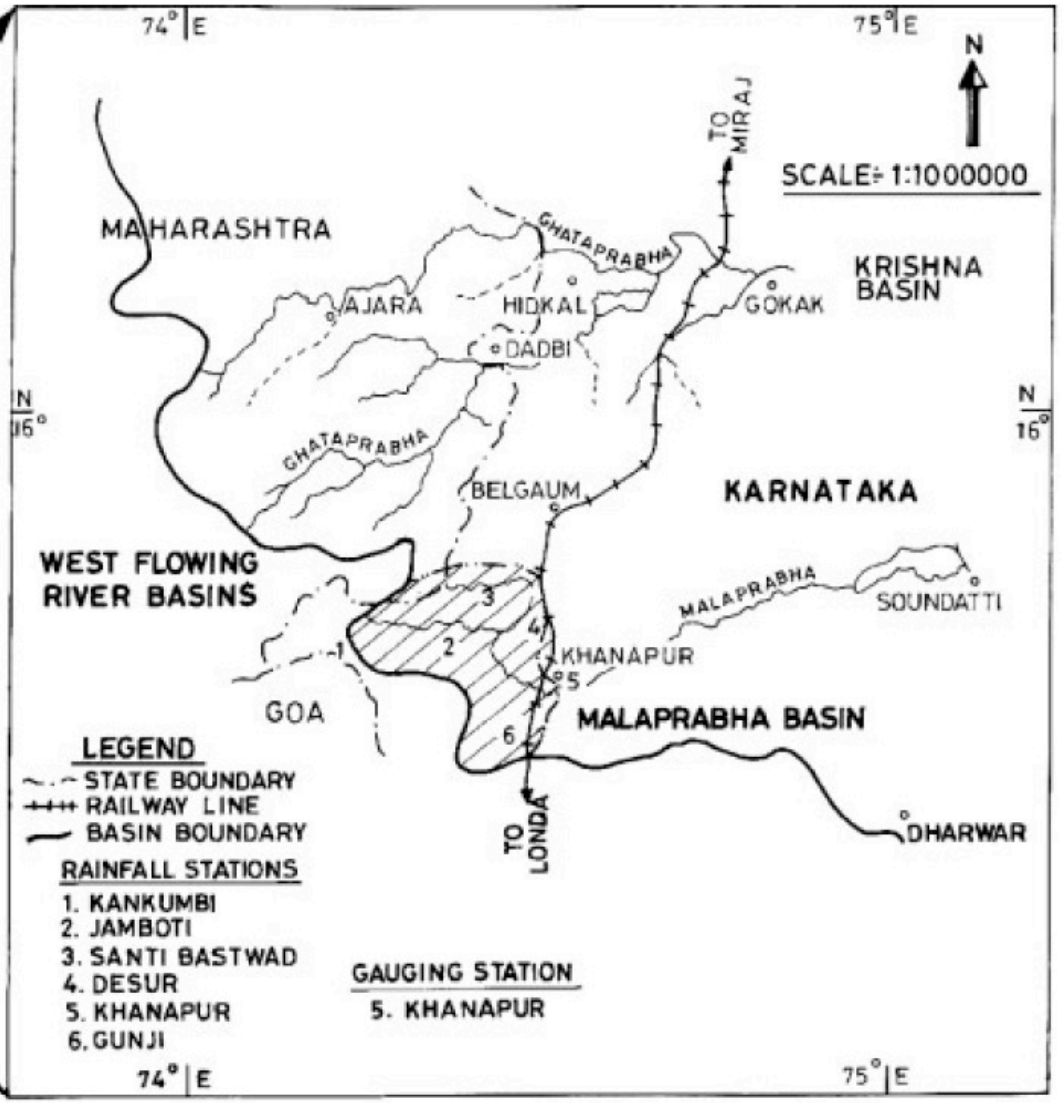
•En el primer paso, durante la pasada hacia delante, el método de mínimos cuadrados identifica los parámetros consecuentes, mientras que los antecedentes (parámetros de las funciones de pertenencia) se suponen fijos durante el ciclo en curso sobre el conjunto de entrenamiento

•Se calcula el error entre lo observado y el modelo entrenado y se retropropagan las señales de error. El descenso de gradiente actualiza y ajusta los parámetros de las premisas minimizando la función de coste cuadrática global, mientras los consecuentes permanecen fijos

Caso de estudio

Previsión de aportaciones al embalse de Malaprabha





Modelos de previsión de aportaciones

Modelo de previsión de aportaciones anuales

$$Q_t = f(Nino_{feb}, Nino_{mar}, Q_{t-2}, Q_{t-1})$$

Modelo de previsión de aportaciones mensuales

$$Q_t = f(Nino_{t-2}, Nino_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-1})$$

Modelo de previsión de aportaciones decenales

$$Q_t = f(Rain_{t-1}, Q_{t-2}, Q_{t-1})$$

Criterios de los modelos

- Periodicidad
- Preprocesamiento de datos
- Criterios de parada

Medidas de rendimiento

Raíz del error cuadrático medio

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(Q_o^t - Q_m^t)^2}$$

Error absoluto medio

$$MAE = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|Q_o^t - Q_m^t\right|$$

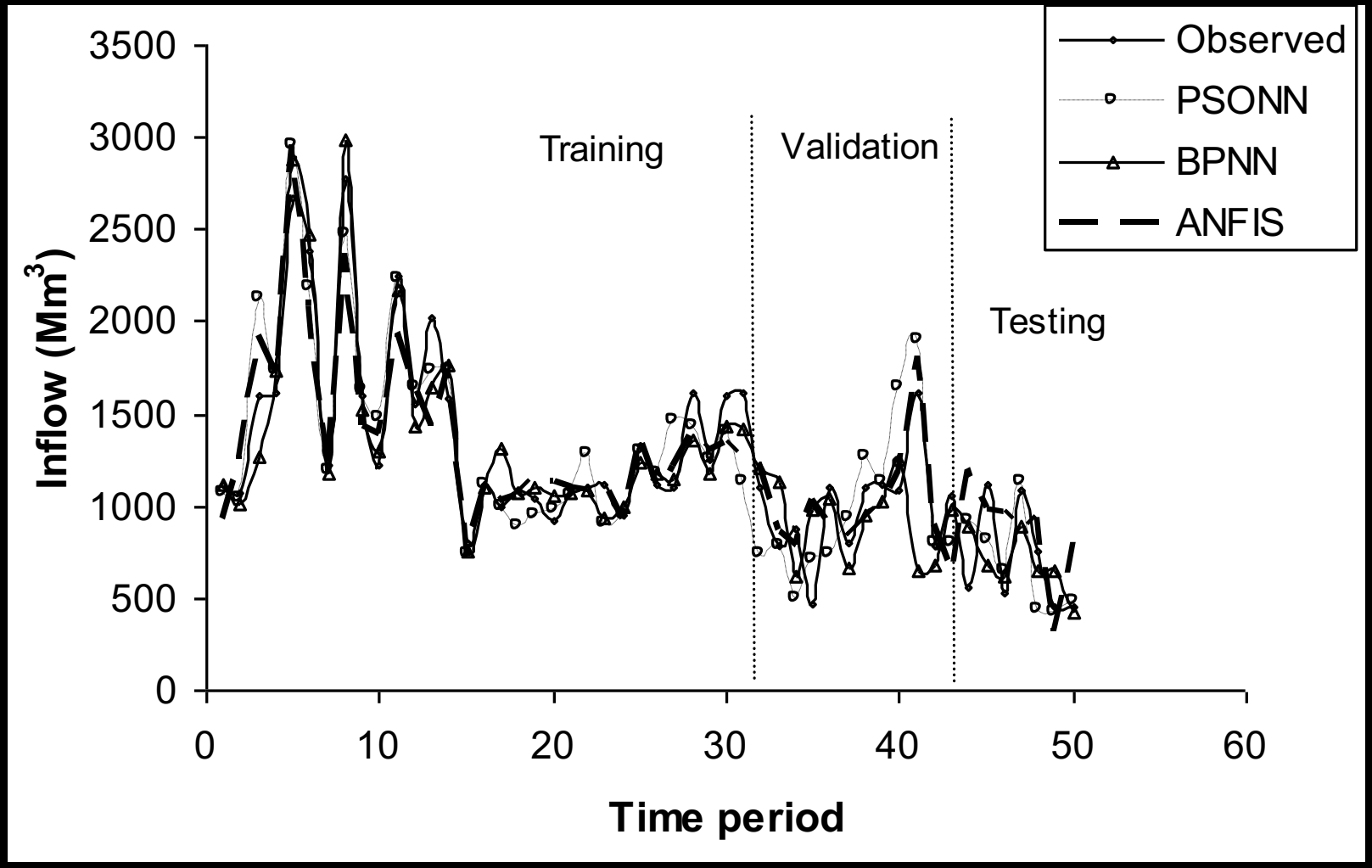
Coeficiente de correlación

$$r = \frac{\sum_{t=1}^{T}(Q_o^t - \overline{Q_o})(Q_m^t - \overline{Q_m})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{T}(Q_o^t - \overline{Q_o})^2}\sqrt{\sum_{t=1}^{T}(Q_m^t - \overline{Q_m})^2}}$$

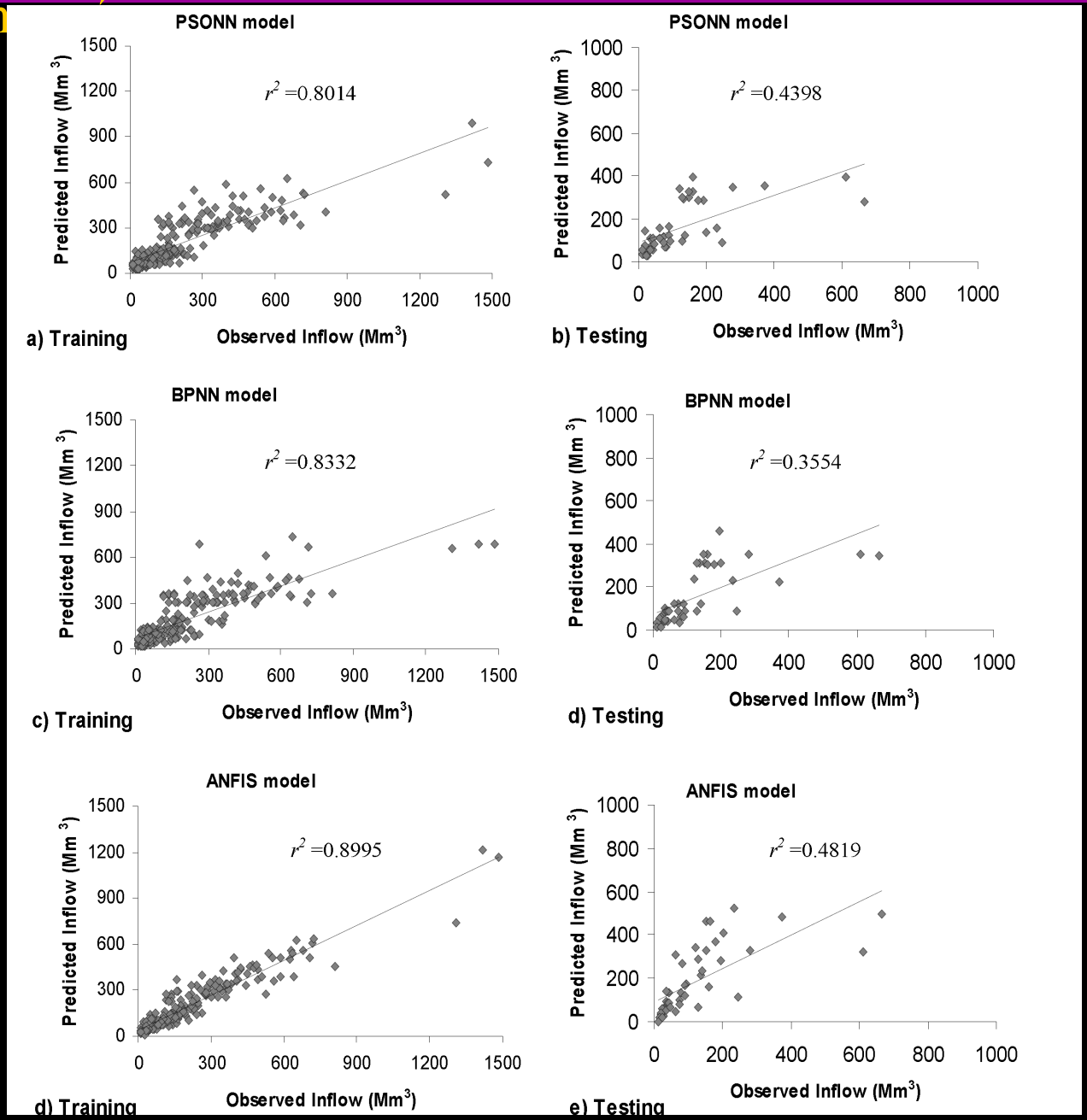
Coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe

$$CE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{T}(Q_o^t - Q_m^t)^2}{\sum_{t=1}^{T}(Q_o^t - \overline{Q_o})^2}$$

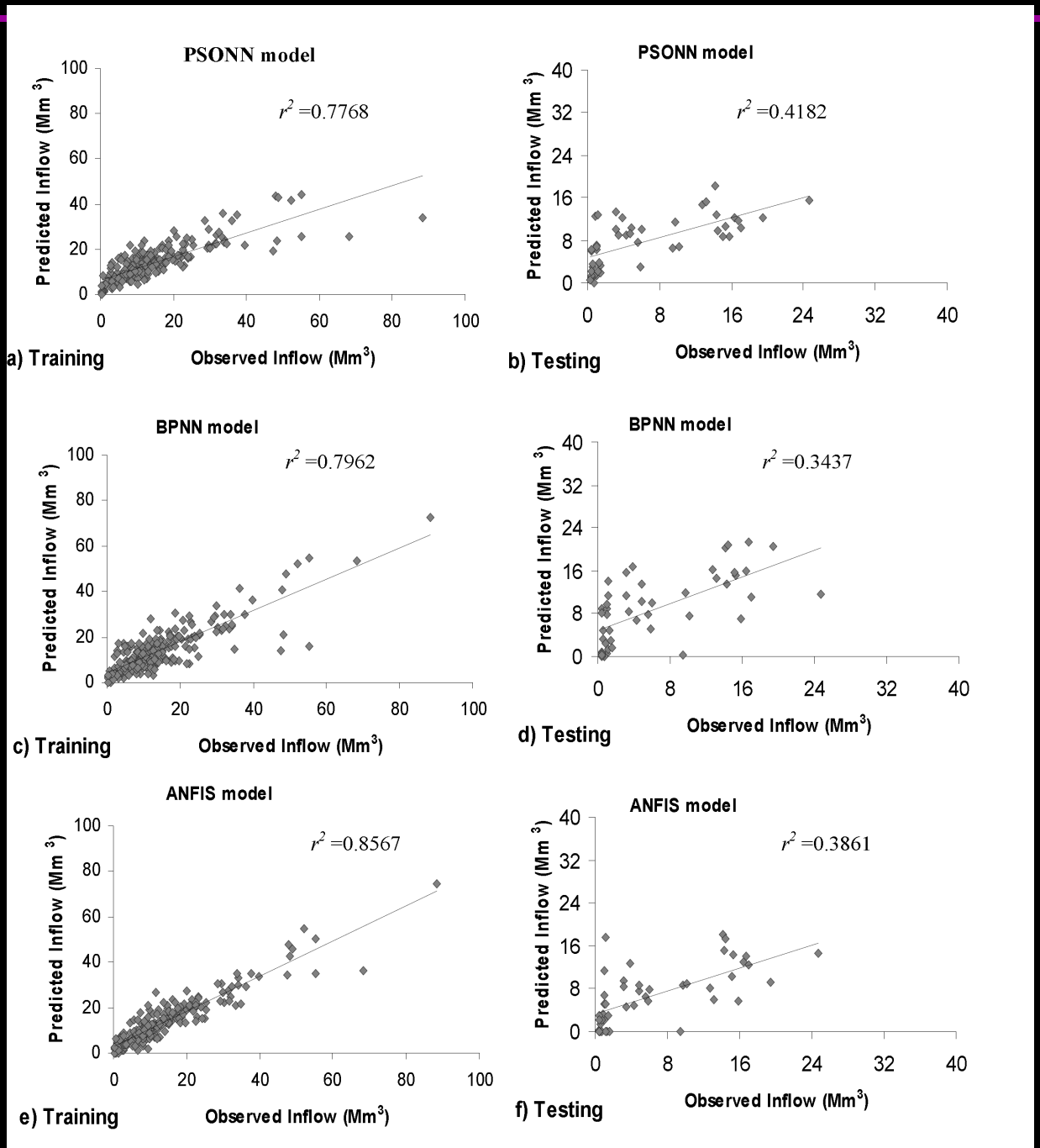
Resultados del modelo de previsión de aportaciones anuales



Previsiones del modelo mensual para la estación del m



Previsiones del modelo mensual para la estación seca



Estadísticas de rendimiento

Model		Performance measure	PSONN			BPNN			ANFIS		
			Training	Validation	Testing	Training	Validation	Testing	Training	Validation	Testing
Annual	*	*RMSE*	219.6361	309.127	213.7561	234.384	348.4827	292.4613	181.3062	285.7193	271.6191
		MAE	149.8344	268.4584	161.9773	152.4845	306.4618	266.8942	109.9852	232.5193	237.0673
		r	0.9227	0.7575	**0.6327**	0.9185	0.6583	0.5935	0.9516	0.7922	0.6082
		CE	0.8803	0.2165	0.3171	0.8720	0.3256	0.2183	0.9023	0.4325	0.2467
monthly	Monsoon season	*RMSE*	124.2218	88.2118	169.6542	89.5654	98.1284	201.8452	79.0521	74.3287	127.7455
		MAE	72.9947	62.2102	108.9456	64.5592	76.5942	129.9456	45.0099	48.407	90.3816
		r	0.8952	0.8582	0.6632	0.9128	0.65981	0.5962	0.9484	0.9023	**0.6942**
		CE	0.6924	0.7318	0.2313	0.6984	0.5784	0.3384	0.8754	0.8096	0.1834
	Non-monsoon season	*RMSE*	7.5010	6.6121	5.0251	6.8010	7.2121	7.864	4.8216	5.5417	6.9079
		MAE	4.5204	4.7637	3.5612	4.446	5.932	4.9318	3.0864	4.0361	4.1862
		r	0.8814	0.7419	**0.6467**	0.8923	0.5897	0.5863	0.9256	0.8278	0.6213
		CE	0.6299	0.5464	0.4221	0.7639	0.6954	0.32949	0.8471	0.6814	0.409
Ten daily	Monsoon season	*RMSE*	48.1687	55.6173	42.7136	56.5813	62.6837	47.5461	41.1305	53.0554	50.6004
		MAE	27.7492	28.154	24.7922	315873	29.856	26.5829	23.2053	25.0324	28.3243
		r	0.9106	0.7634	**0.6315**	0.8964	0.751	0.6048	0.9296	0.7781	0.5981
		CE	0.692	0.5579	0.3391	0.6234	0.5892	0.3251	0.6494	0.5977	0.3158
	Non-monsoon season	*RMSE*	2.4704	2.5779	2.0503	3.0782	3.8574	2.8569	2.1115	2.158	1.7649
		MAE	1.7180	1.6349	1.5807	2.3351	2.5694	1.6963	1.3777	1.4912	1.4354
		r	0.8915	0.7763	0.6152	0.8625	0.6945	0.5962	0.9126	0.7955	**0.6226**
		CE	0.5328	0.4455	0.2333	0.6482	0.6195	0.2259	0.6587	0.6114	0.4319

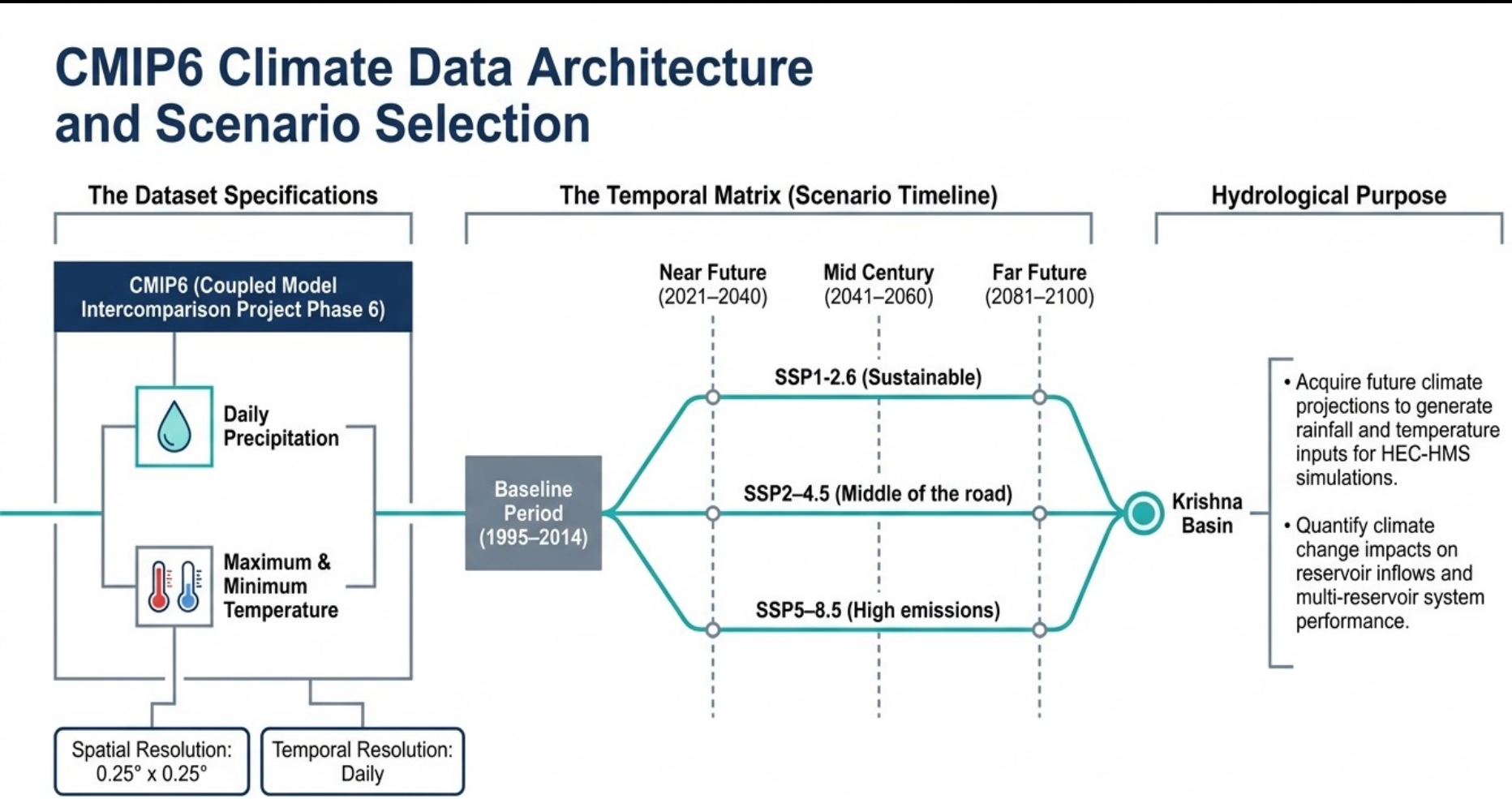
Operación del embalse en tiempo real

Prever las aportaciones anuales al inicio de la temporada

Decidir la operación óptima del embalse con el modelo multiobjetivo

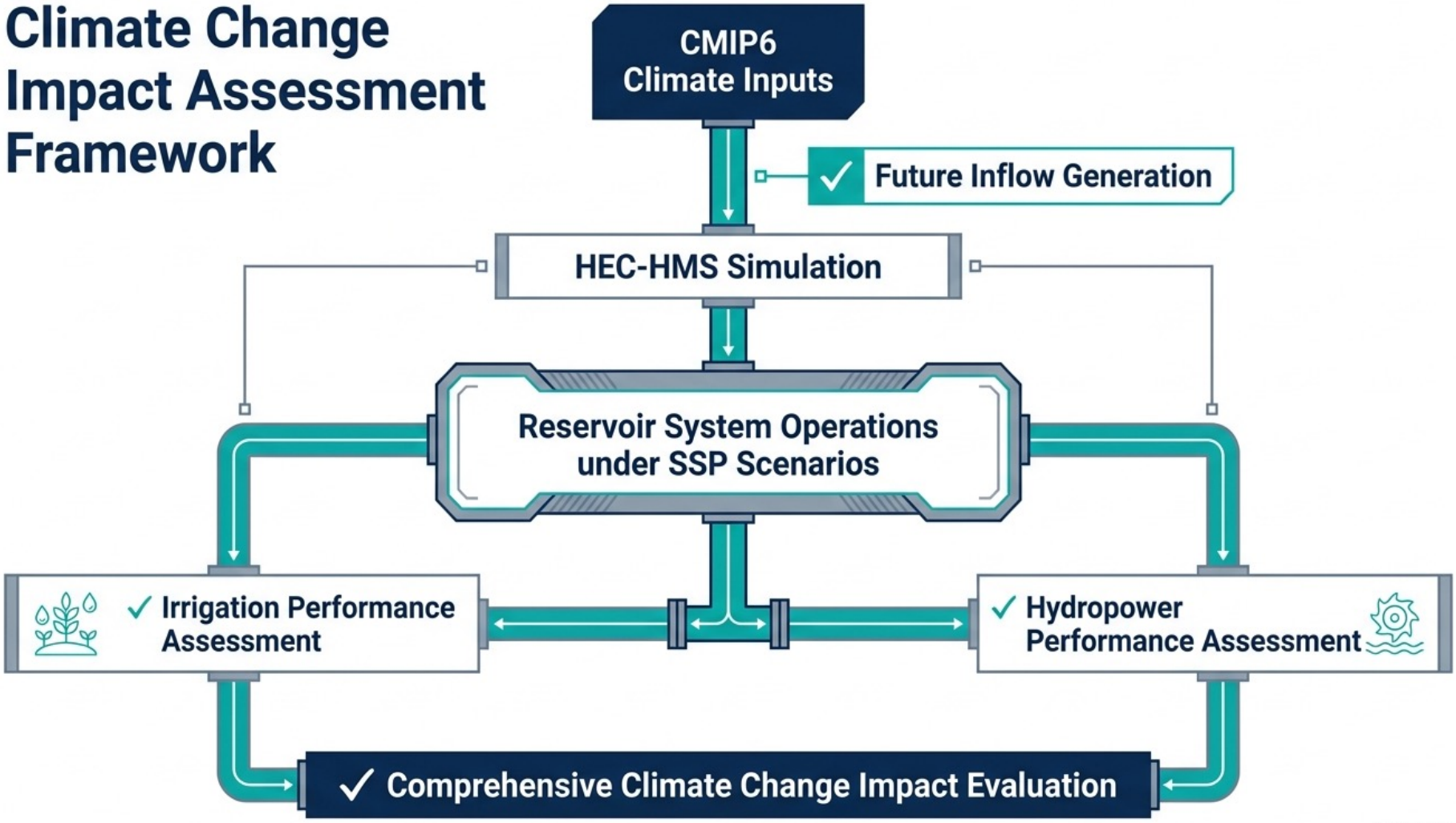
Aplicar la operación del embalse en tiempo real

- Previsiones decenales de aportaciones con el modelo RN-PSO
- Modelo de operación óptima del embalse
- Técnica EM-PSO para la optimización



CMIP6 - Proyecto de Intercomparación de Modelos Acoplados, fase 6
SSP - Trayectorias Socioeconómicas Compartidas
SSP 4.5 - SSP con un forzamiento radiativo objetivo de 4,5 W/m²

Climate Change Impact Assessment Framework



Conclusiones

- Los algoritmos genéticos son potentes técnicas de optimización no lineal
- Pueden usarse para la operación óptima multiobjetivo de sistemas de embalses
- Distintas formas de RNA desempeñan un papel clave en la previsión de aportaciones para la operación de embalses en tiempo real

Perspectivas

- CNN (1D y 2D)
- Redes Transformer
- IA para minería de datos
- PINN
- IA explicable

- Sistema de apoyo a la decisión basado en IA para una operación óptima de embalses integrada y resiliente al clima

H2Open Journal

IWA PUBLISHING

© 2020 The Authors
135

H2Open Journal Vol 3 No 1
doi: 10.2166/h2oj.2020.128

Evolutionary algorithms, swarm intelligence methods, and their applications in water resources engineering: a state-of-the-art review

M. Janga Reddy [a,*] and D. Nagesh Kumar [b]

[a] Department of Civil Engineering, Indian Institute of Technology Bombay, Mumbai 400076, India

[b] Department of Civil Engineering, Indian Institute of Science, Bangalore 560012, India

Komaragiri Srinivasa Raju · Dasika Nagesh Kumar

Artificial Intelligence and Machine Learning Techniques in Engineering and Management

The present book covers various facets of Artificial Intelligence, Machine Learning, and Fuzzy Logic. It includes a brief discussion on performance indicators, Classical and Advanced Machine Learning algorithms, Fuzzy logic-based modelling algorithms, Emerging Research Areas, including Blockchain, recent ML techniques, Evolutionary Algorithms, Large Language Model (LLM)-based Generative AI, the Internet of Things, Big Data, Decision Support Systems, Taguchi design of experiments, data augmentation, and Cross-Validation, and representative case studies. The appendix covers representative AI tools, data sources, books, and journals on AI. The present book can support undergraduate, postgraduate, and Ph.D. students in Artificial Intelligence, Generative Artificial Intelligence, Machine Learning, Data Sciences, Soft Computing, and Fuzzy Logic in Engineering and Management and allied fields. The proposed book has immense value in the interdisciplinary and cross-disciplinary context.

ISBN 978-981-96-2620-5

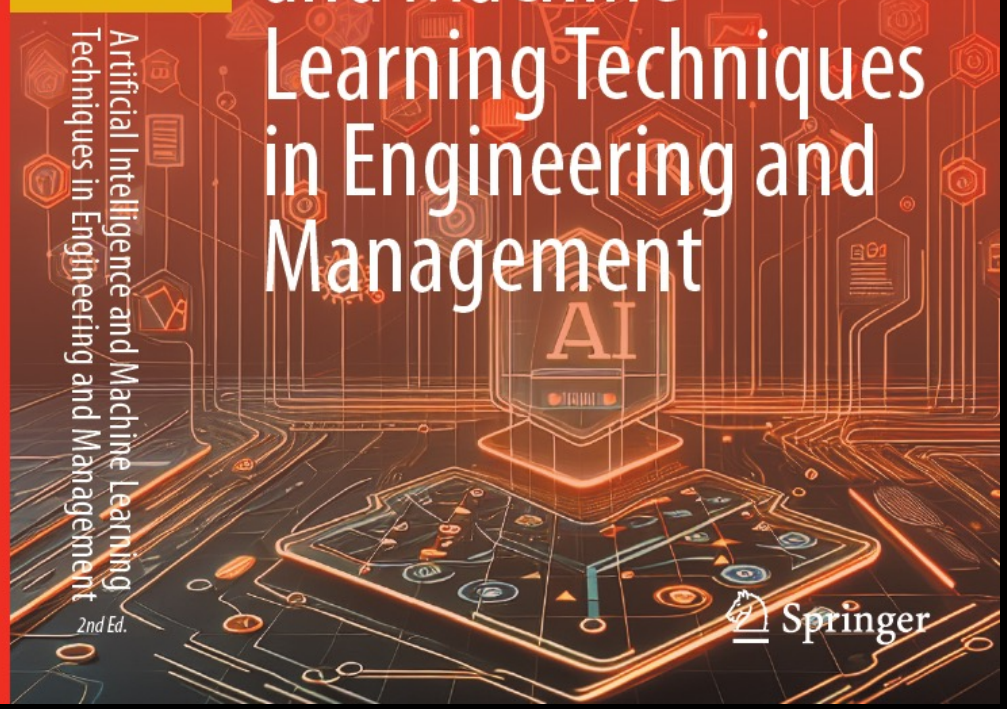


▶ springer.com

Srinivasa Raju · Nagesh Kumar

Komaragiri Srinivasa Raju
Dasika Nagesh Kumar

Artificial Intelligence and Machine Learning Techniques in Engineering and Management



Artificial Intelligence and Machine Learning Techniques in Engineering and Management 2nd Ed.

Springer



Gracias

http://www.civil.iisc.ac.in/~nagesh