IA para recursos hídricos e hidrologia:

Operação ótima de reservatórios e previsão de afluências com algoritmos genéticos e redes neurais considerando a mudança climática

D Nagesh Kumar

Professor, Depto. de Engenharia Civil

Indian Institute of Science, Bangalore

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

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

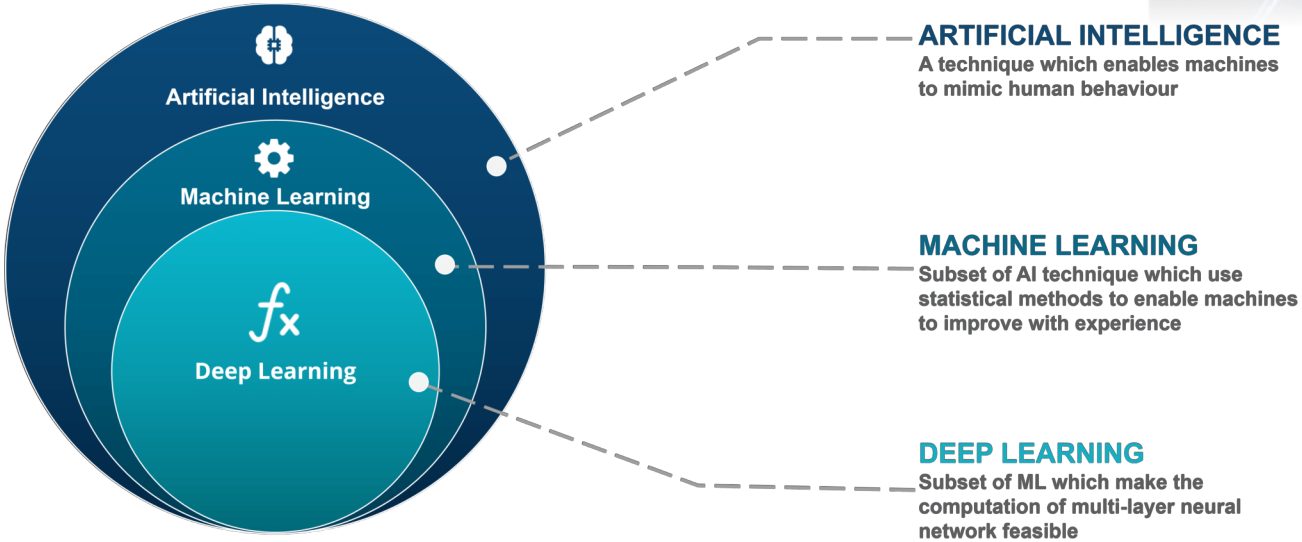
Roteiro

- Métodos de otimização
- Algoritmos genéticos (AG)
  - Introdução
  - AG para otimização
  - Estudos de caso de operação de reservatórios mono e multiobjetivo
- Redes neurais artificiais para previsão de afluências considerando a mudança climática
  - RNA
  - RN-PSO
  - ANFIS
- Conclusões e perspectivas

Aprendizado profundo



Fonte: Universidade Harvard

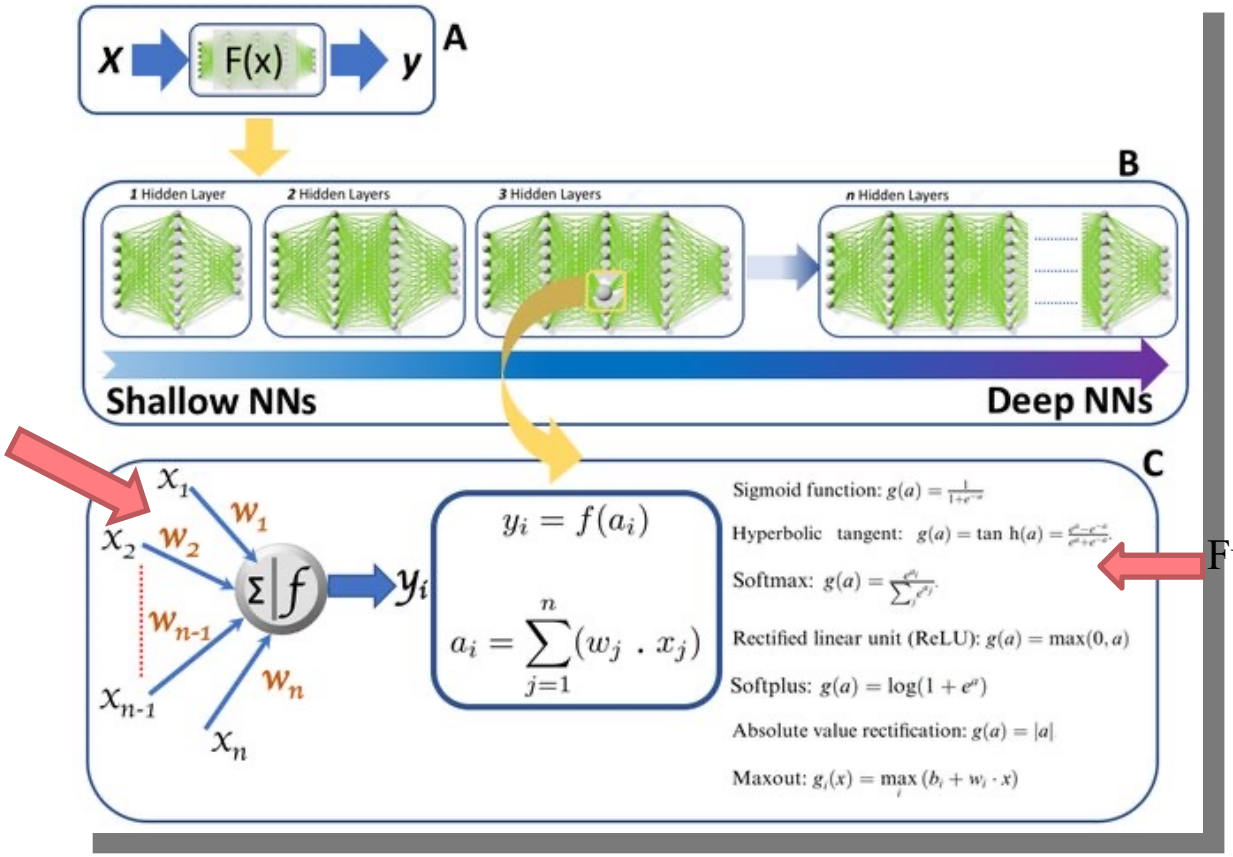


Fonte: Edureka

- **O aprendizado profundo** é um algoritmo computacional que imita a rede de neurônios do cérebro.
- É um subconjunto do aprendizado de máquina baseado em redes neurais artificiais.
- Chama-se aprendizado profundo porque usa redes neurais profundas.
- Esse aprendizado pode ser supervisionado, semissupervisionado ou não supervisionado.

Redes neurais artificiais

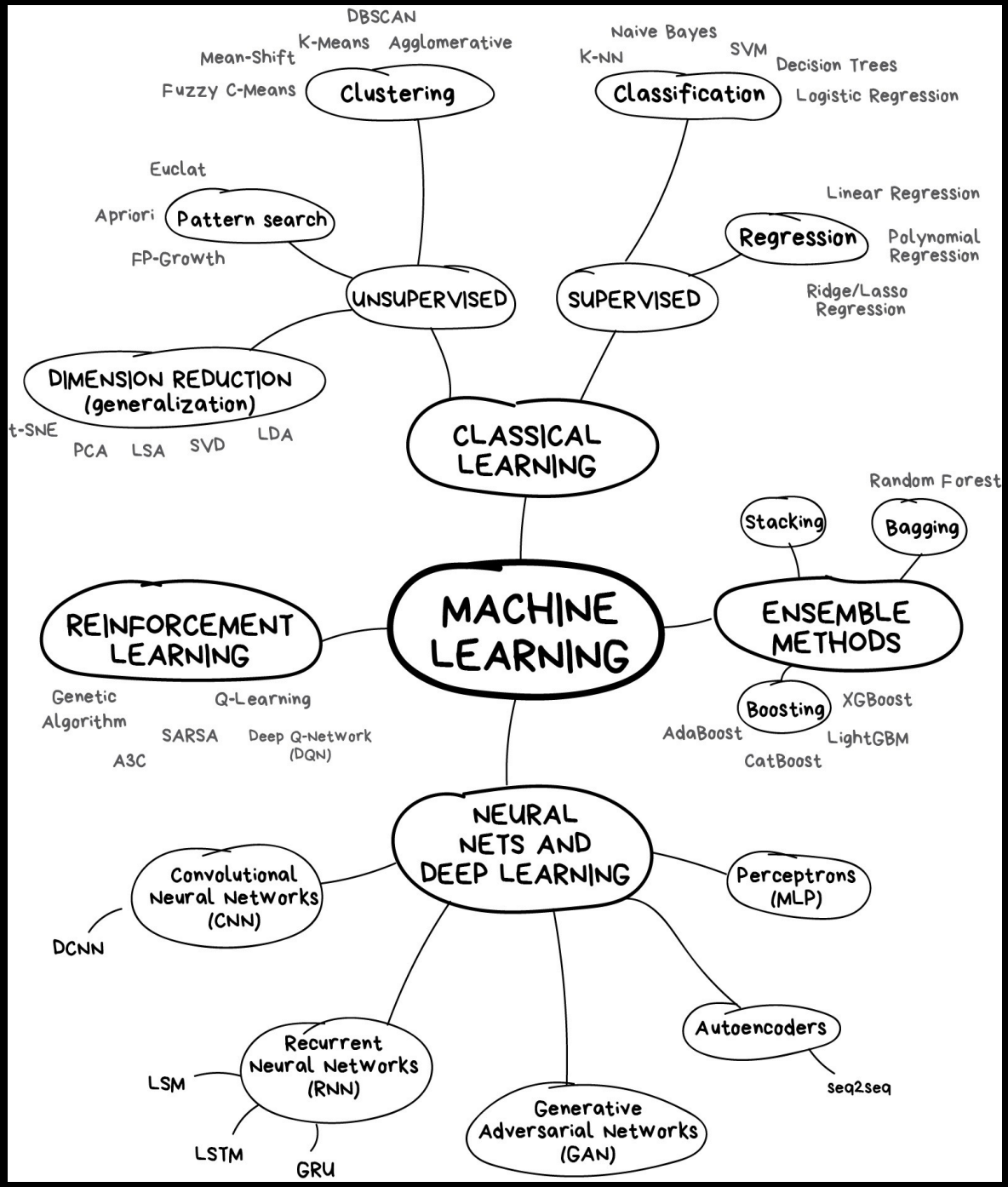
Um **neurônio artificial** é uma função matemática baseada em um modelo de neurônios biológicos: cada neurônio recebe entradas, pondera-as separadamente, soma-as e passa essa soma por uma função não linear para gerar a saída.



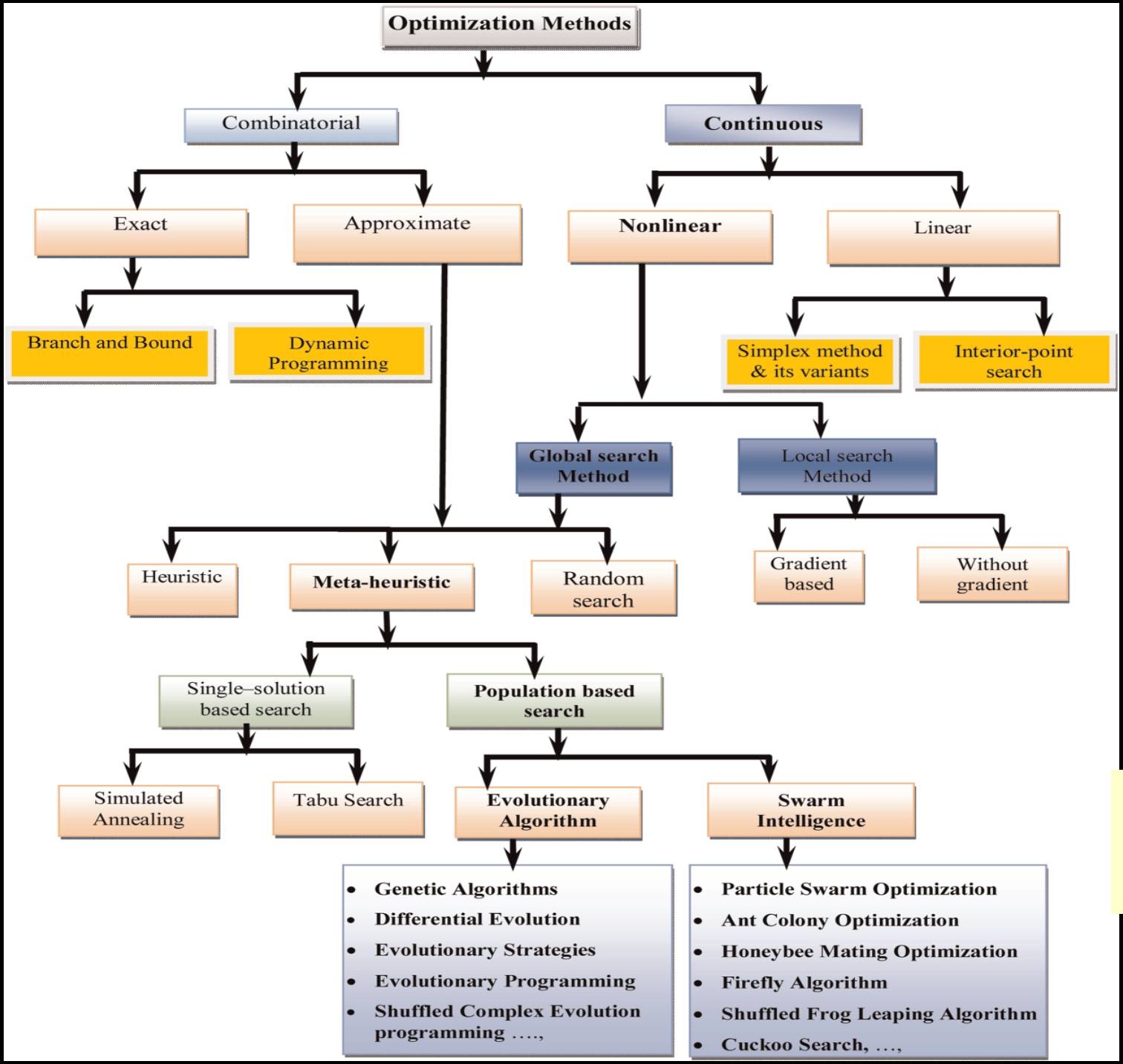
Funções de ativação

Zemouri et al., 2019

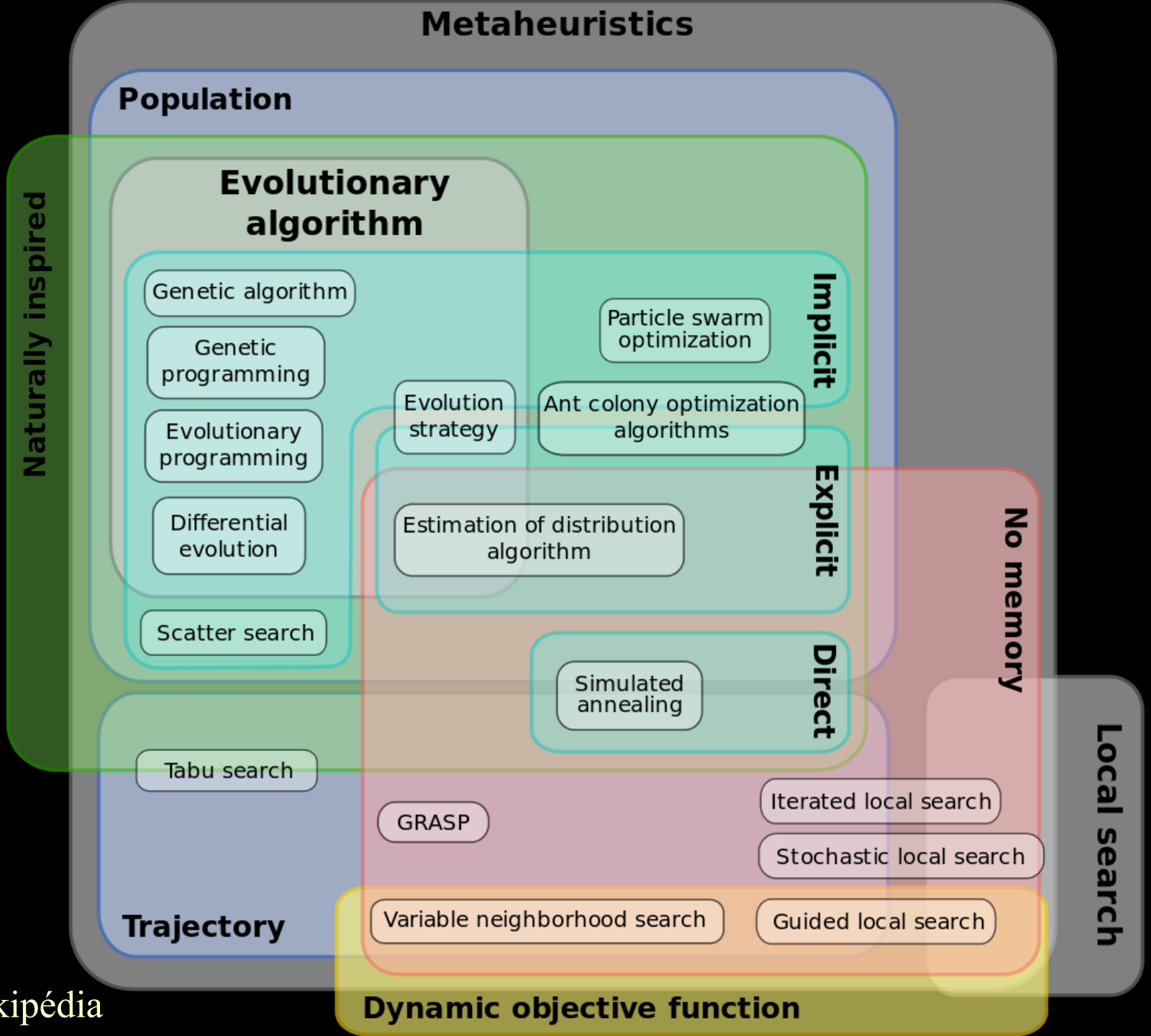
Mapa detalhado do aprendizado de máquina



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



Janga Reddy e Nagesh Kumar, 2020



Fonte: Wikipédia



Algoritmos genéticos
Introdução

Introdução



Introdução

Inspirados na evolução natural

- Os seres vivos evoluíram para organismos mais bem-sucedidos
  - Os descendentes apresentam traços de cada genitor
  - Os traços hereditários são determinados pelos genes
  - As instruções genéticas estão nos cromossomos
  - Os cromossomos são fitas de DNA
  - O DNA é formado por pares de bases que, em combinações significativas, codificam os traços hereditários

Mecanismos da mudança evolutiva

- **Cruzamento**

  Troca aleatória de cromossomos dos genitores na reprodução, fazendo com que os descendentes tenham traços de cada um

O cruzamento exige diversidade genética entre os genitores para garantir descendentes suficientemente variados

Mecanismos da mudança evolutiva

- **Mutação**

  Erros raros na cópia dos cromossomos, que resultam em

  - mudanças sem sentido/letais, que produzem organismos inviáveis
  - mudanças benéficas, que produzem organismos “mais fortes”
  - mudanças nem nocivas/letais nem benéficas, que produzem organismos sem melhoria

Mecanismos da mudança evolutiva

- **Seleção natural**

  Em um ambiente competitivo, os mais aptos sobrevivem, resultando em organismos melhores

  - Indivíduos com melhores traços de sobrevivência em geral vivem mais
  - Isso lhes dá mais chance de se reproduzir e passar adiante os traços bem-sucedidos
  - Ao longo de muitas gerações a espécie melhora, pois os melhores traços passam a superar os mais fracos

Abordagem genética

- Manter uma população de indivíduos que são soluções completas ou parciais
- Explorar o espaço de soluções fazendo esses indivíduos interagirem e competirem
  - A interação produz novos indivíduos
  - A competição elimina os indivíduos fracos
- Após várias gerações, deve-se encontrar um indivíduo forte (ou seja, uma solução)

Terminologia

- **População**

  Conjunto de soluções possíveis de um problema

- **Elitismo**

  Permitir que os melhores membros passem à geração seguinte

- **Mutação**

  Alterar um único membro da população

- **Cruzamento**

  Combinar dois membros da população

Terminologia – cont.

- **Seleção**

  Como decidir quais membros da população sobreviverão à geração seguinte

- **Função de aptidão**

  Como avaliar a qualidade de um membro da população

- **Esquemas de codificação**

  Representação binária de um membro da população

Algoritmos genéticos

- Uma ferramenta de otimização não linear baseada em métodos de otimização combinatória

- Diferenças em relação aos métodos tradicionais
  - Trabalham com a codificação dos conjuntos de parâmetros, não com os parâmetros em si
  - Usam só a função objetivo. Não dependem de continuidade, derivadas ou outras informações

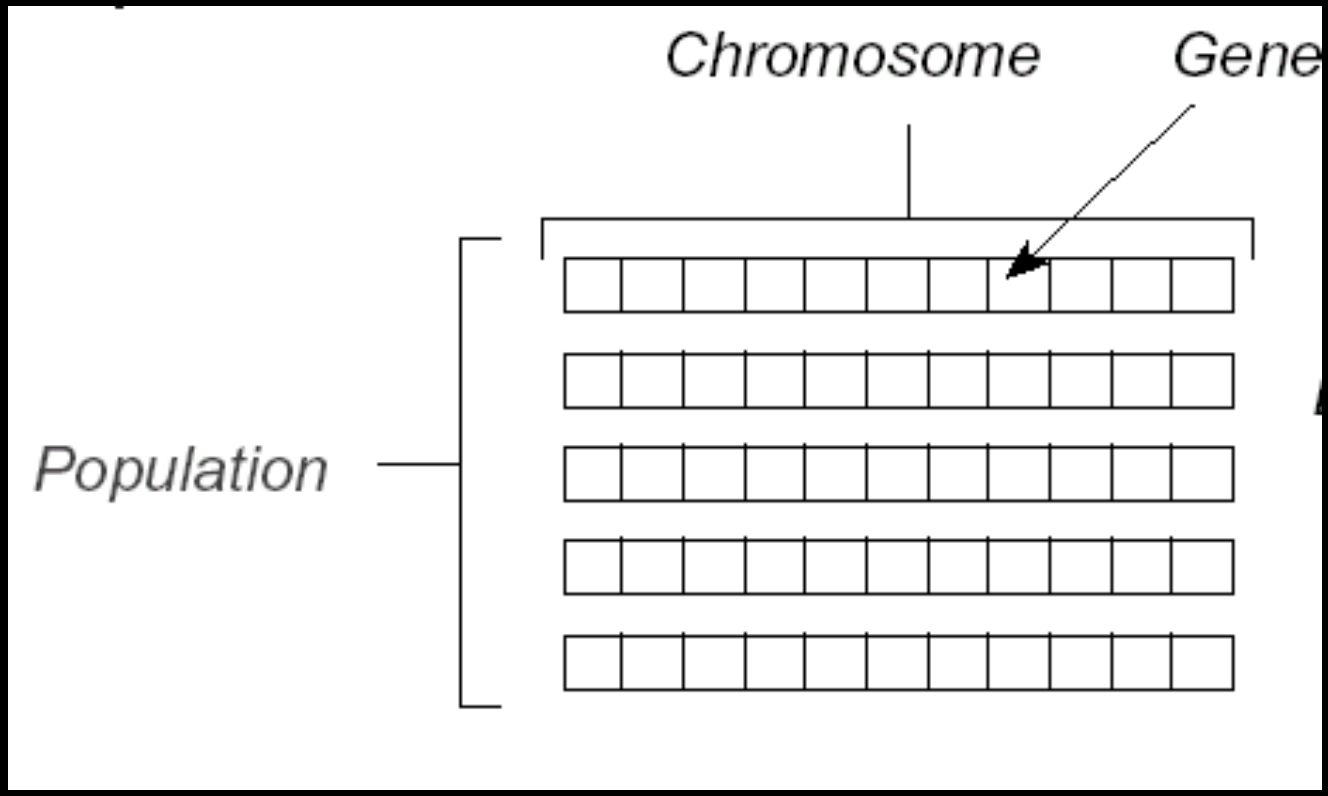
Princípio de funcionamento

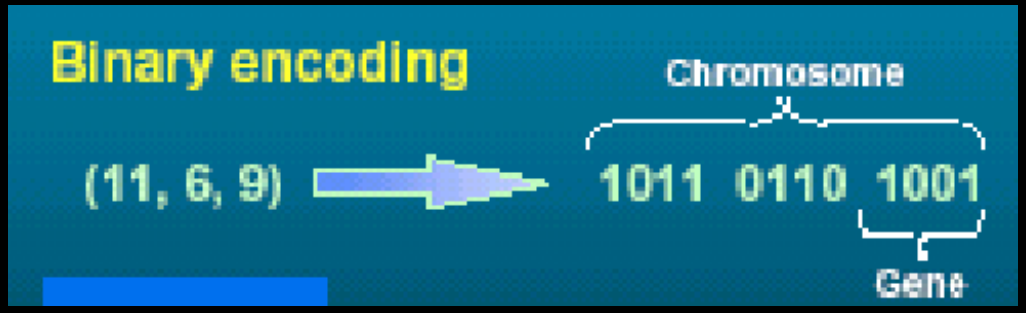
- **Codificação**
- **Avaliação da aptidão**
- **Operações genéticas**
  - ***Reprodução***
  - ***Cruzamento***
  - ***Mutação***
- **Critério de parada**

Codificação

- As variáveis de decisão são codificadas em uma cadeia binária chamada cromossomo
- O comprimento do cromossomo depende da precisão desejada
- Nem todas as variáveis de decisão precisam de subcadeias de mesmo comprimento

Codificação – cont.





Inicialização: semeando a população

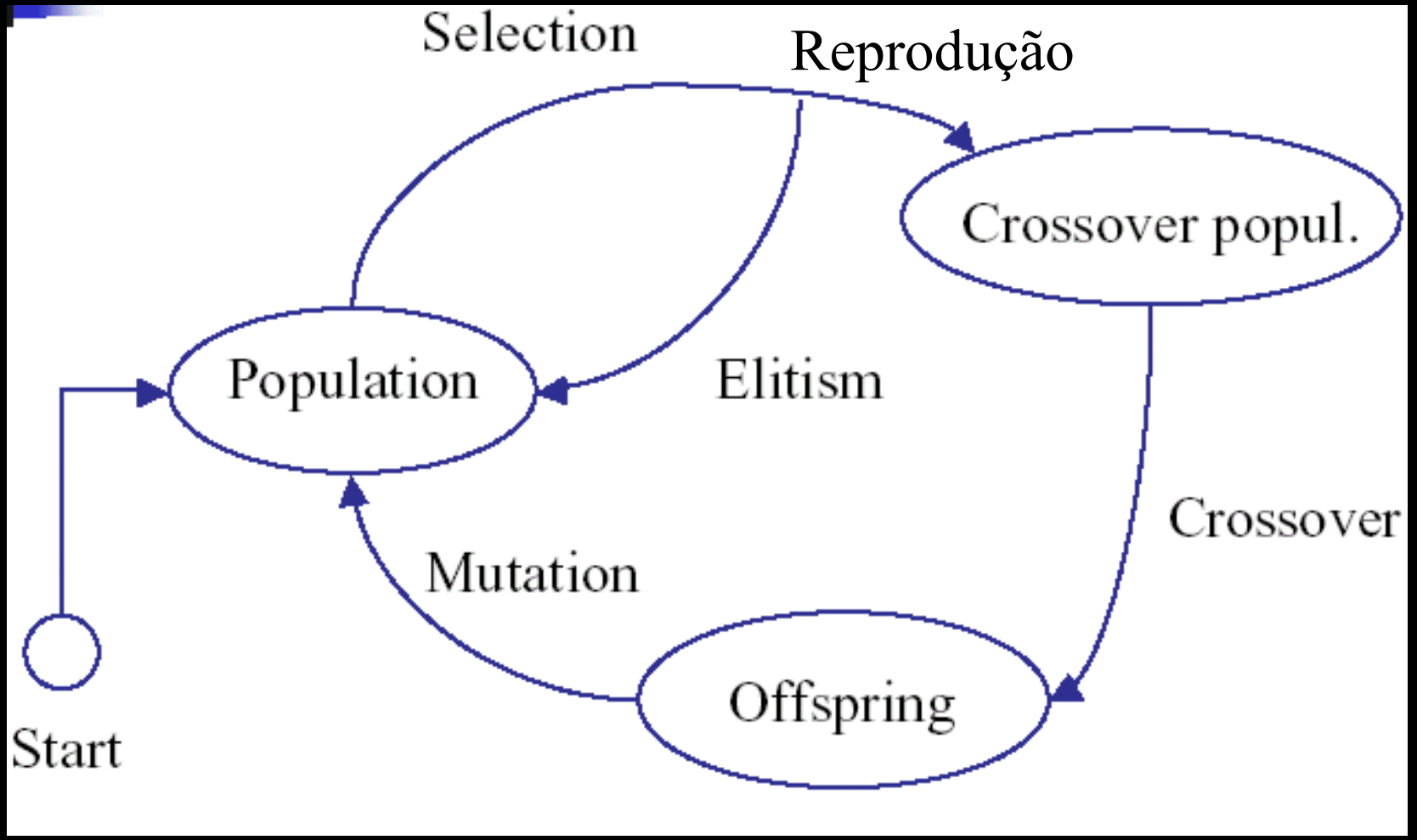
- A inicialização define a população inicial da qual as gerações futuras serão produzidas

- Pontos de atenção:
  - Tamanho da população inicial
  - Determinado experimentalmente para o problema
  - Diversidade da população inicial (diversidade genética)
  - Um problema comum da falta de diversidade é a convergência prematura para uma solução não ótima

Avaliação da aptidão

- A avaliação classifica os indivíduos por uma medida de aptidão que reflete a qualidade de cada solução.
- Derivada da função objetivo
- O valor da função de aptidão de uma cadeia é chamado de aptidão da cadeia
- Todas as variáveis de decisão são codificadas em uma única cadeia (cromossomo)
- Por exemplo, dado o indivíduo ***i***:
  - Classificação: $(correct(i))^2$
  - TSP: *distância(i)*
  - SAT: *nº de termos satisfeitos(i)*
  - animação de caminhada: *avaliação subjetiva*
- Funções de aptidão muitas vezes têm mínimos locais

Ciclo de um AG



Técnicas de seleção

- Exemplo de seleção proporcional à aptidão
  - **Dada a seguinte p**

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

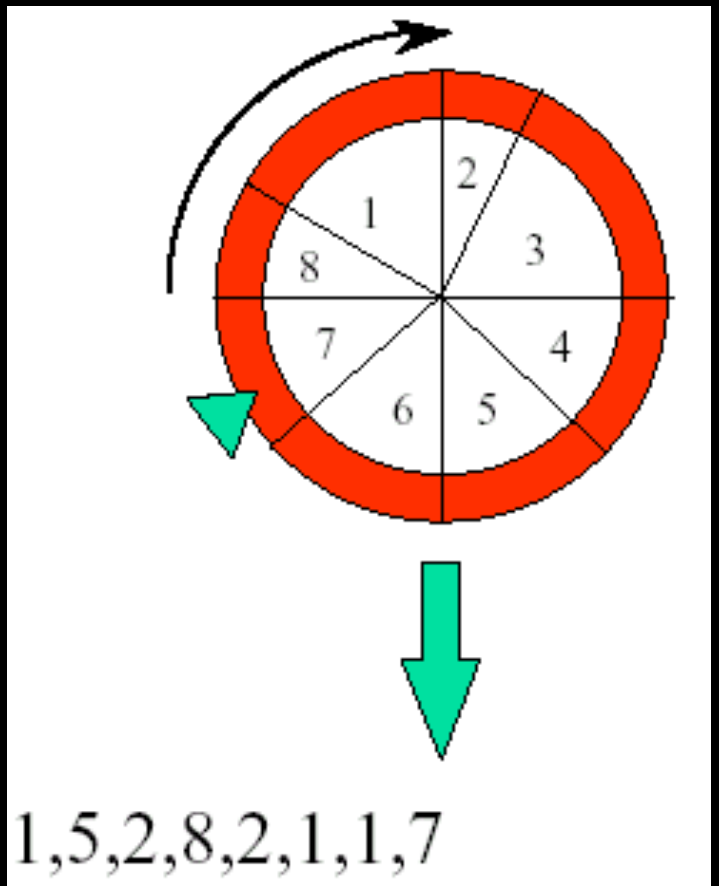
  - **Somar as aptidões**

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

  - **Calcular as probabilidades**
  - $Aptidão(i) / 50$

Reprodução

- Seleciona boas cadeias da população e forma um grupo de acasalamento
- Uma simulação de roleta é usada na seleção



Técnicas de seleção

- Aglomeração
- Um problema potencial associado à seleção
  - Ocorre quando os indivíduos mais aptos se reproduzem rapidamente e grande parte da população fica muito parecida
  - Reduz a diversidade da população
  - Pode atrapalhar o progresso do algoritmo no longo prazo

Cruzamento

- Cruzamento para representações vetoriais:
  - Escolher um ou mais pares de indivíduos como genitores e trocar aleatoriamente seus segmentos
  - Também chamado de “cortar e emendar”

- Parâmetros
  - Taxa de cruzamento
  - Número de pontos de cruzamento
  - Posição dos pontos de cruzamento

Cruzamento – cont.

- Cruzamento de um ponto

  (cruzamento de 1 ponto)
  - Escolher um ponto de divisão nos vetores dos genitores e trocar os segmentos

- Por exemplo
  - Genitores:

    1101101101 e 0001001000
  - Ponto de cruzamento: após o 4º dígito

    1101101101 e 0001001000
  - Filhos produzidos:

    1101001000 e 0001101101

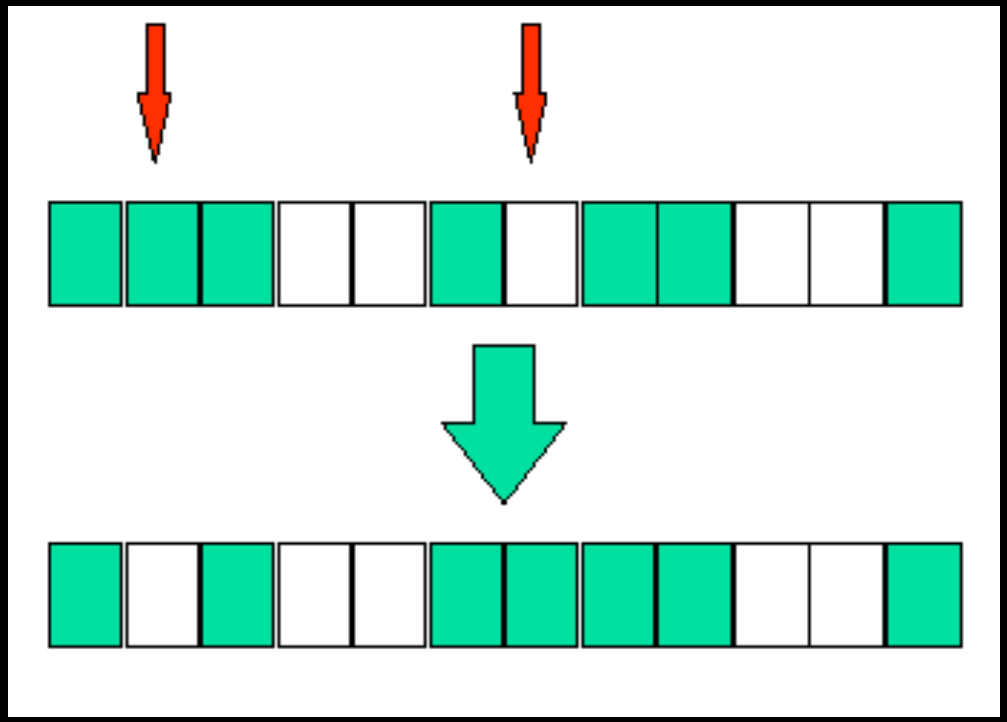
Mutação

- Alterar aleatoriamente um indivíduo

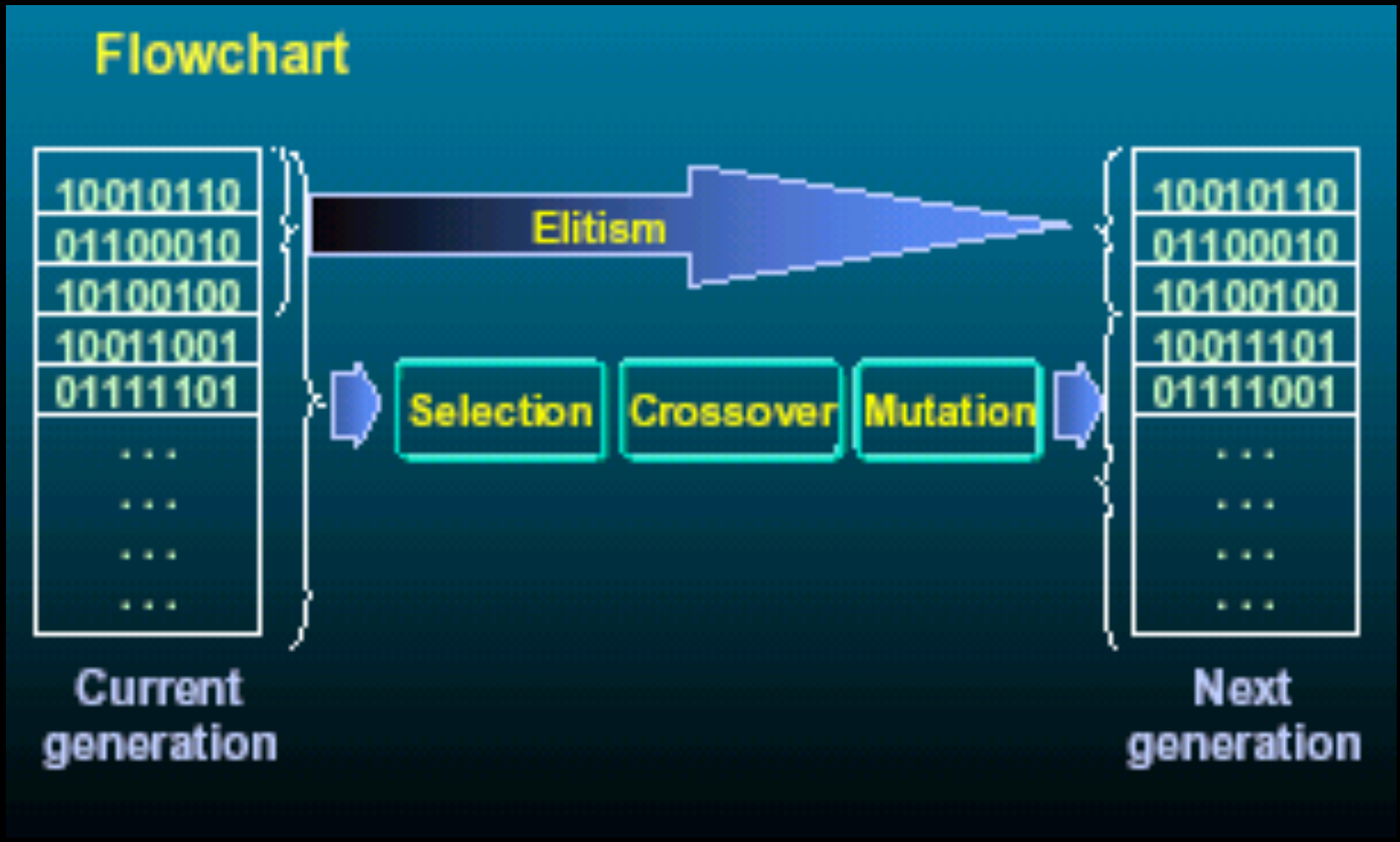


- A mutação bit a bit inverte cada bit com probabilidade p_m
- Usos
  - Criar um ponto na vizinhança do ponto atual para busca local
  - Manter a diversidade da população
- Parâmetros
  - Taxa de mutação
  - Tamanho da mutação

Mutação



Resumo das operações de um AG



Resumo das operações de um AG – cont.

- Os três operadores são simples e diretos
- O operador de reprodução seleciona boas cadeias
- O operador de cruzamento recombina boas subcadeias de boas cadeias para, com sorte, criar uma subcadeia melhor
- O operador de mutação altera localmente uma cadeia para, com sorte, criar uma cadeia melhor
- Embora nada disso seja garantido ou testado ao criar uma cadeia, espera-se que, se cadeias ruins forem criadas, o operador de reprodução as elimine na geração seguinte

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
Exemplos

Problema 1

Encontrar o mínimo da função

(função de Himmelblau) (no intervalo de 0 a 6)

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

Solução exata (3,2)

Solução do AG

A função é mínima no ponto

(2,997, 2,029) e o valor é 0,013

Parâmetros do AG - passo 1

Número de funções objetivo	1
Função objetivo	Minimizar
Tipo de cruzamento	AG binário (um ponto)
Estratégia	1 ponto de cruzamento com troca
Tamanho da população	20
Nº total de gerações	30
Probabilidade de cruzamento	0,8
Probabilidade de mutação	0,05
Semente aleatória informada	0,76
Comprimento da cadeia	20
Número de variáveis binárias	2
Épsilon de proximidade	0
Valor sigma-share	0,1500
Estratégia de compartilhamento	compartilhamento no espaço de parâmetros

Limites inferior e superior

0 <= x1 <= 6

0 <= x2 <= 6

Procedimento

- Codificação binária
  - Com 10 bits, obtemos uma precisão de (6-0)/(2^{10}-1), ou 0,006, no intervalo (0,6).
- Passo 2
  - Avaliar cada cadeia da população
  - A subcadeia 1010010001 é decodificada como (2^9+2^7+2^4+2^0)=657. O valor do parâmetro correspondente é 0+(6-0)*657/1023 = 3,853
  - Para minimização: F(X)=1/(1+f(X))

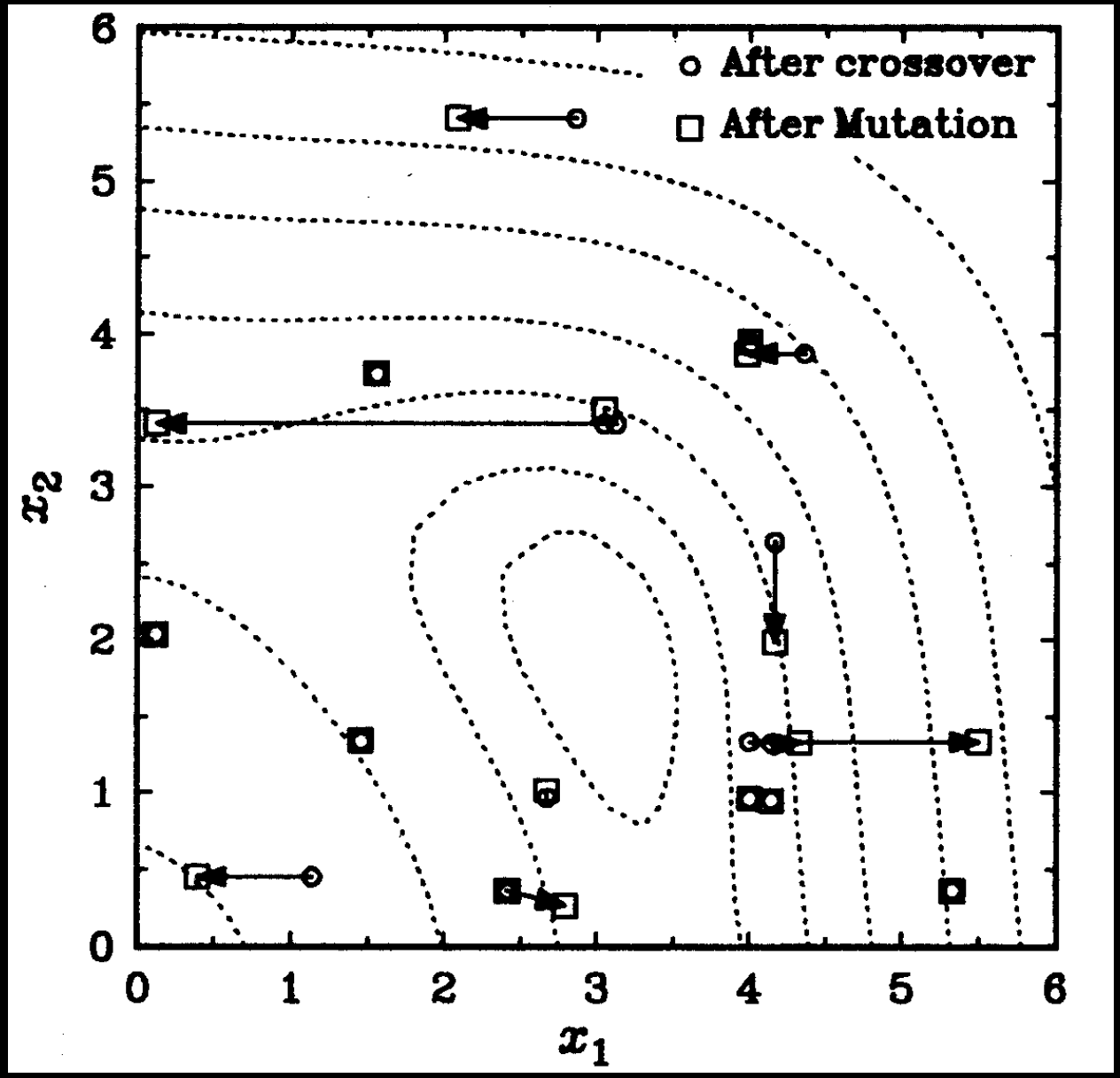
Operações do AG (passos 4-6)

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	0101000010	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

Fonte: Deb, 2002

População após a mutação



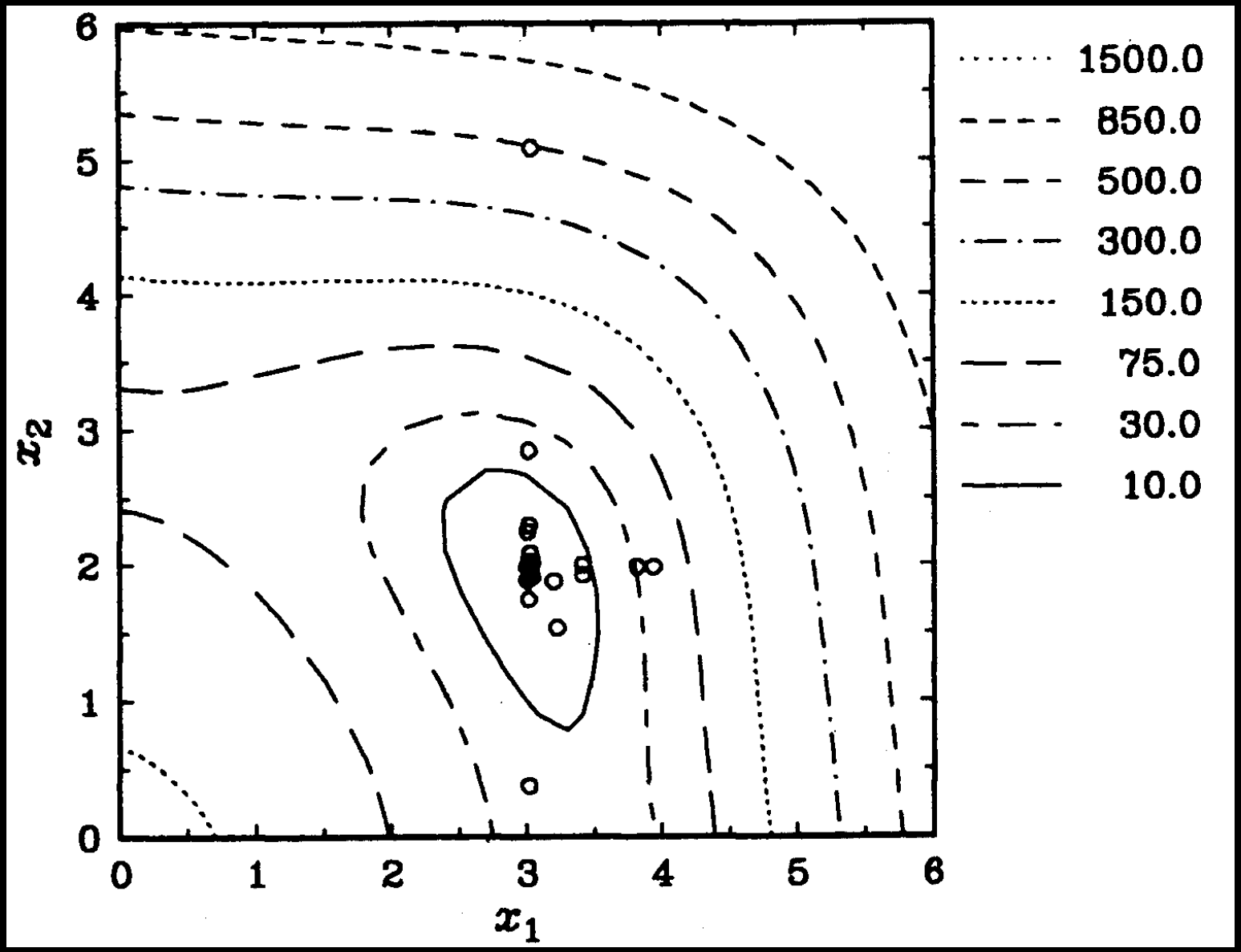
Resultados do AG na 1ª geração

Tamanho da população	Valores de x_1	Valores de x_2	f(x) Valores	Cadeia
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

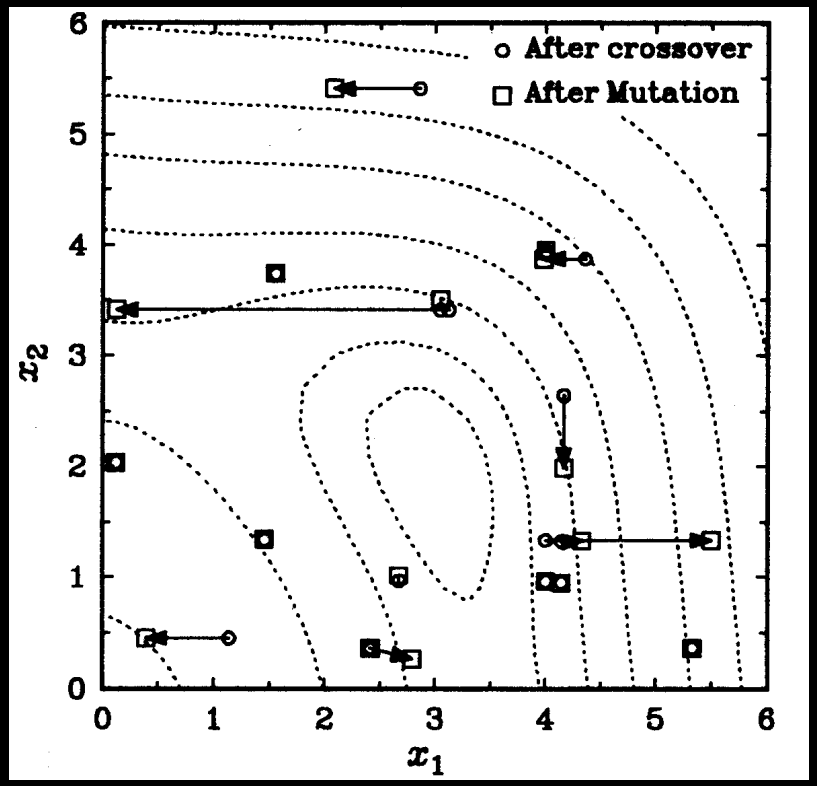
Resultados do AG após a 30ª geração

Tamanho da população	Valores de X_1	Valores de X_2	f(x) Valores	Cadeia
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

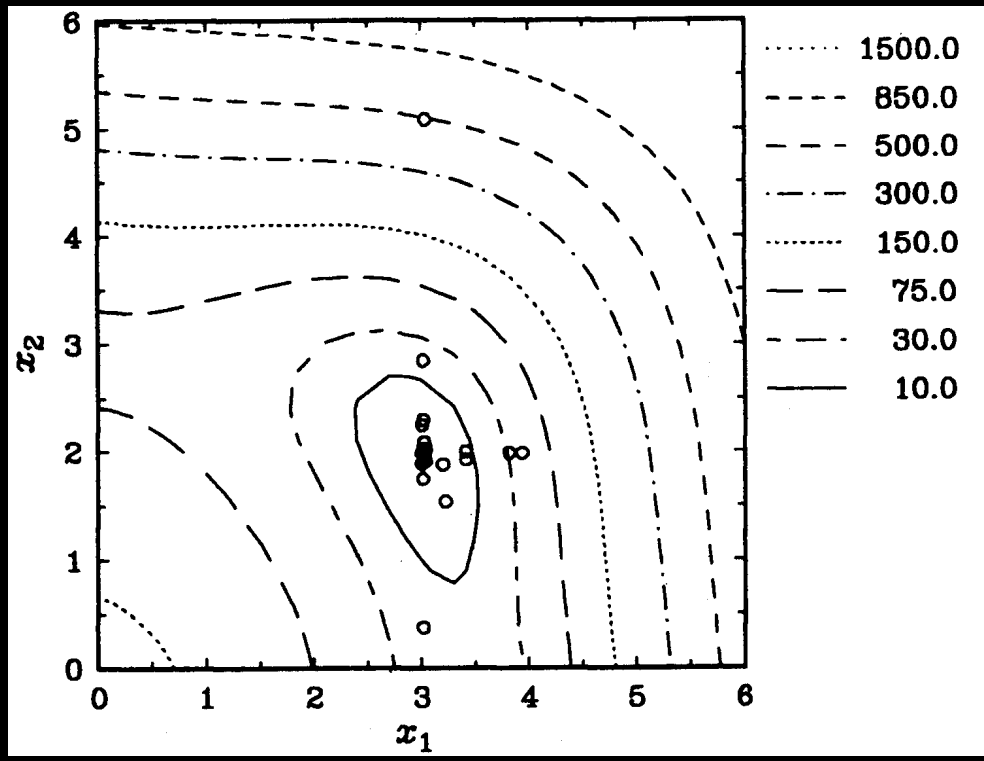
População após a 30ª geração



População após a 1ª geração



População após a 30ª geração



Fonte: Deb, 2002

Resultados do AG

Após a geração 1

Aptidão máx. = 1661,135
Aptidão mín. = 7,155 Aptidão média = 354,719
Nº de mutações = 0; nº de cruzamentos = 0

Após a geração 30

Aptidão máx. = 940,774
Aptidão mín. = 0,013 Aptidão média = 110,557
Nº de mutações = 20; nº de cruzamentos = 245

Problema 2

Encontrar o máximo da função “peaks”

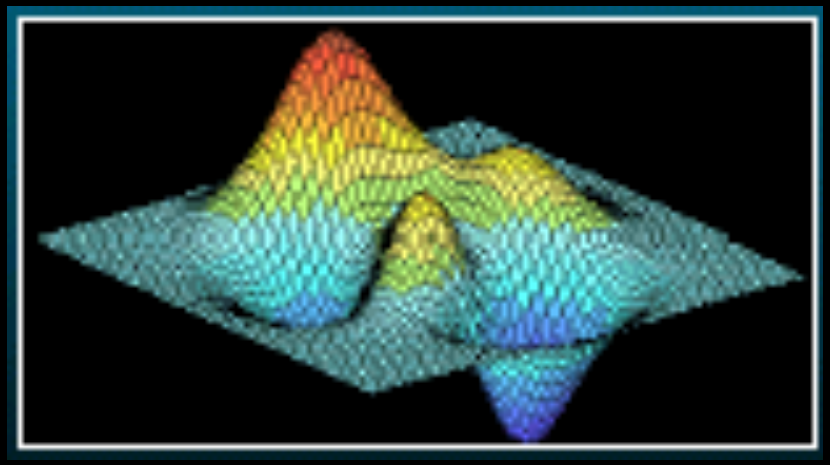
$z = f(x, y)$

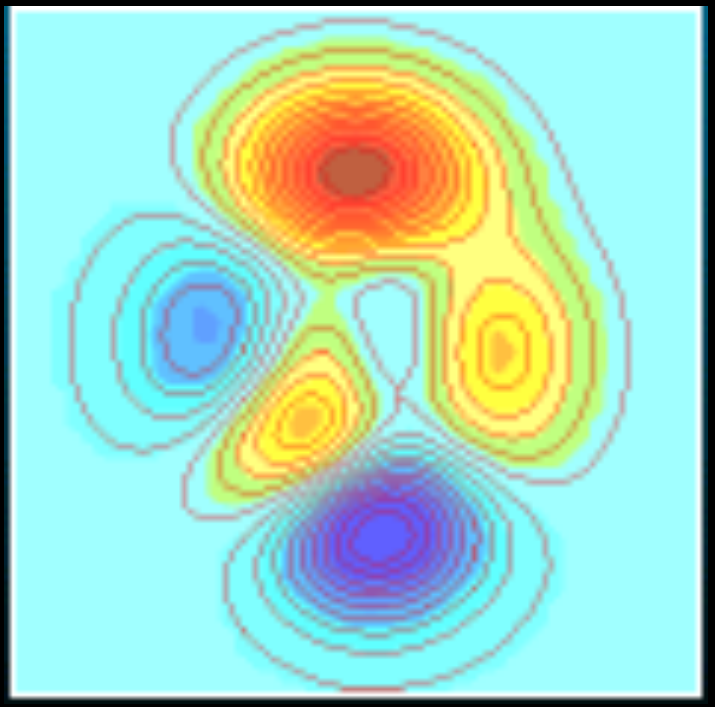
$= 3\,(1-x)^2 \exp(-x^2 - (y+1)^2)$

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

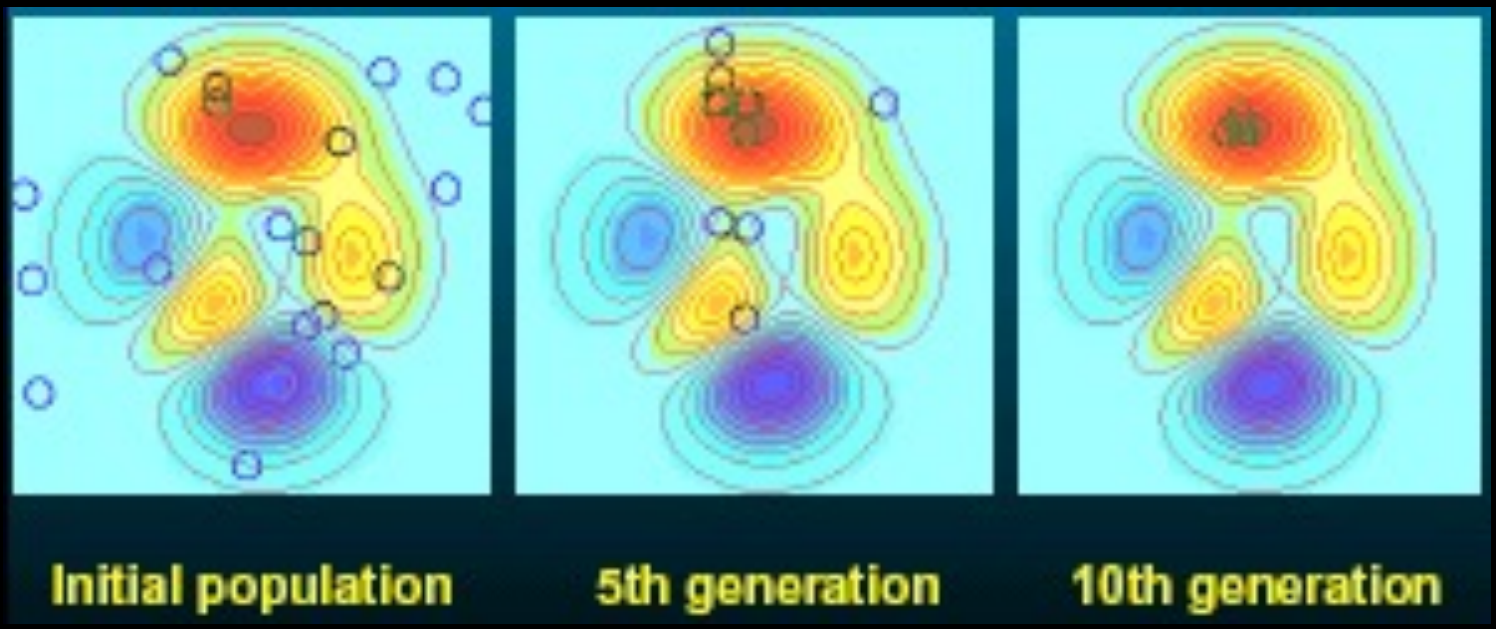
$-1/3 \exp(-(x+1)^2 - y^2)$

Gráfico da função “peaks”





Processo do AG





Algoritmos genéticos para otimização com restrições

AG para otimização com restrições

- O problema com restrições é convertido em um sem restrições pelo método de penalidade
- Uma solução fora da região viável recebe uma penalidade muito alta

AG para otimização com restrições

- Usa-se um termo de penalidade com operador

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

- F_i é o valor de aptidão
- $f(x)$ é o valor da função objetivo
- k é o número total de restrições
- $\in$ vale -1 para maximização e +1 para minimização
- δ_j é o coeficiente de penalidade
- ϕ_j é a magnitude da violação

Problema 1

Encontrar o mínimo da função
(função de Himmelblau)

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

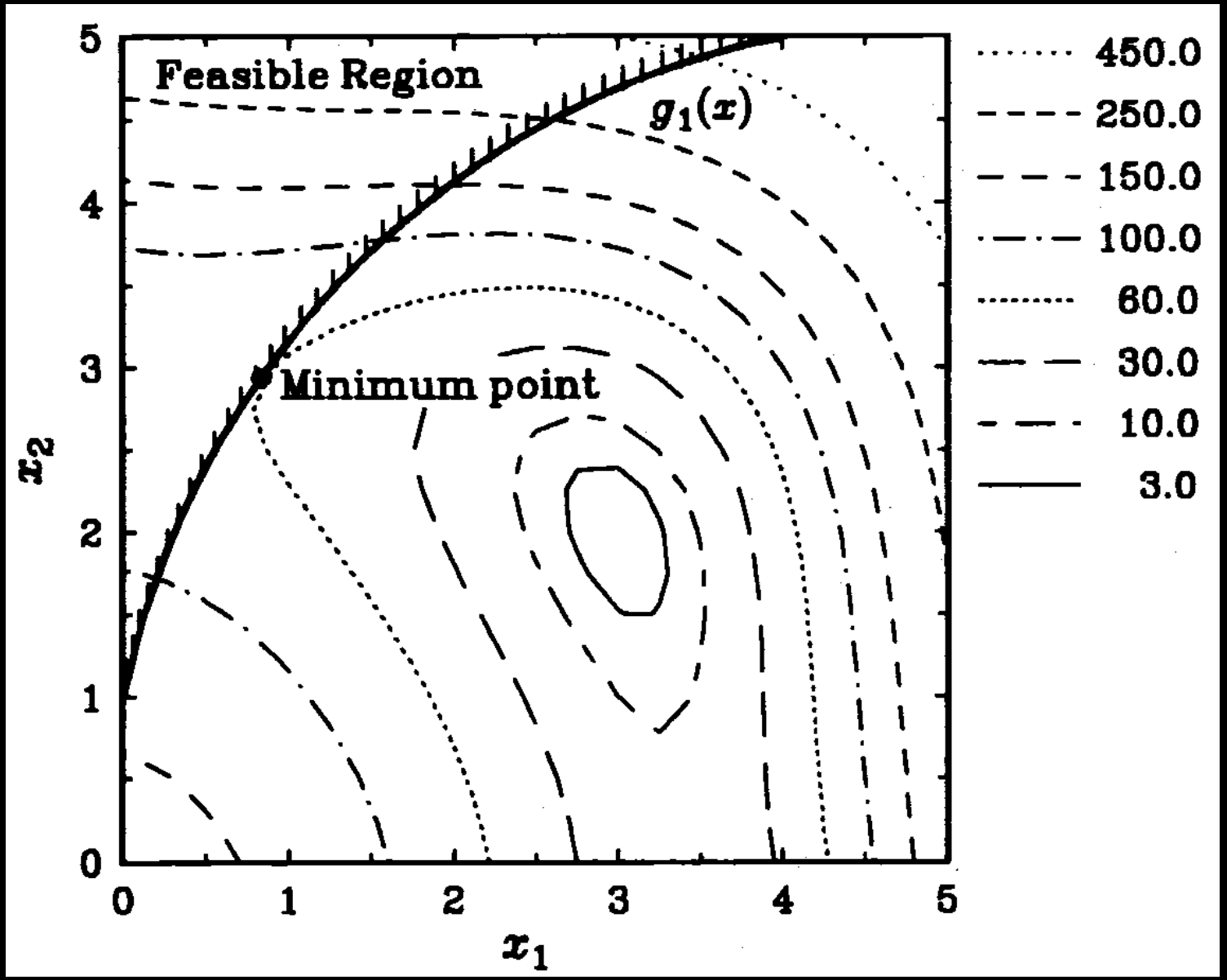
Sujeito a

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

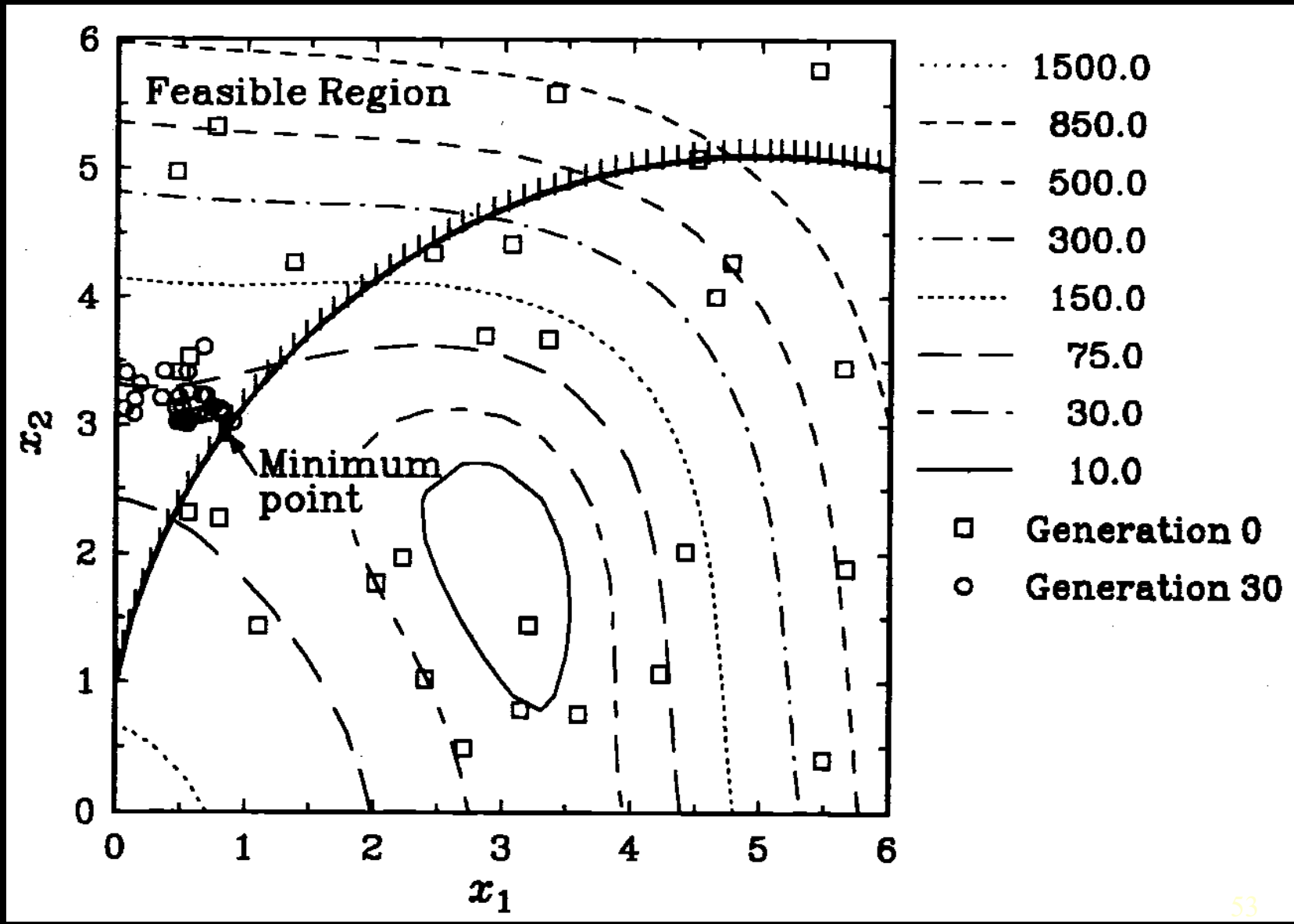
x_1 0 e x_2 0

$x_1 \leq 6$ e $x_2 \leq 6$

Solução


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

Solução por AG





Otimização monoobjetivo para operação de reservatórios

Aplicação de AG em engenharia de recursos hídricos

- Otimização hidrelétrica de um reservatório
  - Maximizar a geração hidrelétrica anual, com as demais demandas do reservatório como restrições
  - Usa-se um passo mensal para demonstrar a aplicabilidade do AG
    - 12 períodos no ano

Descrição da área de estudo

- **Barragem de Hirakud: projeto de usos múltiplos no rio Mahanadi, estado de Odisha, Índia**
  - **Controle de cheias, irrigação e hidroeletricidade**
- **Localização: lat. 21º 32’ N; long. 83º 52’ E**
- **Área de drenagem até a barragem: 83.400 km²**
- **Volume útil: 7.189 milhões de m³**
- **Potência instalada das turbinas: 307,5 MW**
- **Área irrigada**
  - **Primeira safra, *Kharif* : 1.565,5 km²**
  - **Segunda safra, *Rabi* : 1.084,0 km²**

Problema de otimização

Função objetivo

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

$P_t = 2725\ RP_t\ h_t$

RP - água liberada para geração (milhões de m^3)

h - queda em metros

Restrições

- Descargas para energia firme e capacidade das turbinas

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

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

- Restrições de demanda de irrigação

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

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

Restrições – cont.

- Restrições de continuidade do armazenamento do reservatório

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

- Restrições de continuidade do armazenamento do reservatório

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

Implementação no AG

- Identificação das variáveis de decisão
  - Descarga para geração em cada mês (12)
- Definição dos limites inferior e superior
  - O limite inferior é a energia firme
  - O limite superior é a capacidade das turbinas
- Definição do comprimento da cadeia binária
  - Com base na diferença entre os limites inferior e superior de cada variável de decisão
- Codificação da cadeia
  - A codificação binária é feita gerando números aleatórios

Implementação no AG – cont.

- Decodificação das variáveis de decisão
  - Regra de mapeamento linear
- Cálculo da aptidão
  - Os valores das variáveis de decisão e a queda efetiva são substituídos na função de aptidão para avaliar cada cadeia
- Operações do AG
  - As 3 etapas das operações do AG, a saber, reprodução, cruzamento e mutação, são aplicadas às cadeias
  - Probabilidade de cruzamento : 0,8
  - Probabilidade de mutação : 0,006
- Repetir até atender ao critério de parada

Limites inferior e superior e comprimento da cadeia da variável de decisão

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

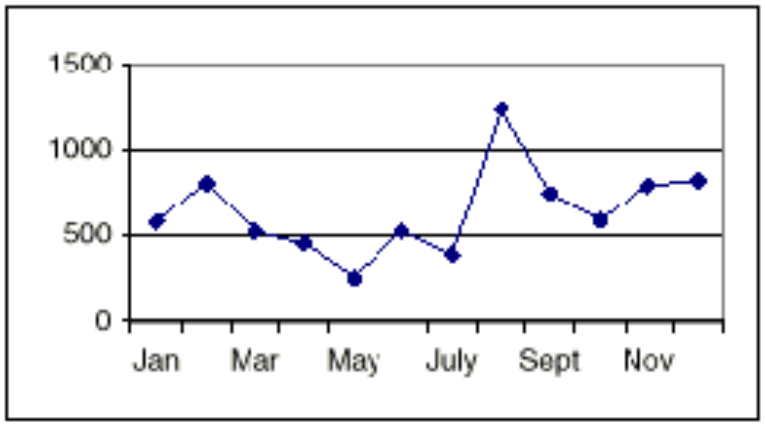
Afluências médias e demandas de irrigação por mês

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

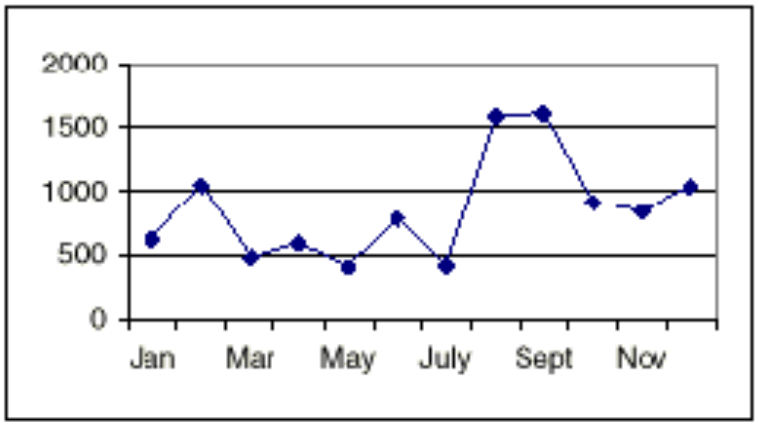
Cenários de afluência

- O modelo foi executado para quatro níveis de afluência garantida
  - Afluências 40% e 20% abaixo da média
  - Afluências médias e 20% acima da média

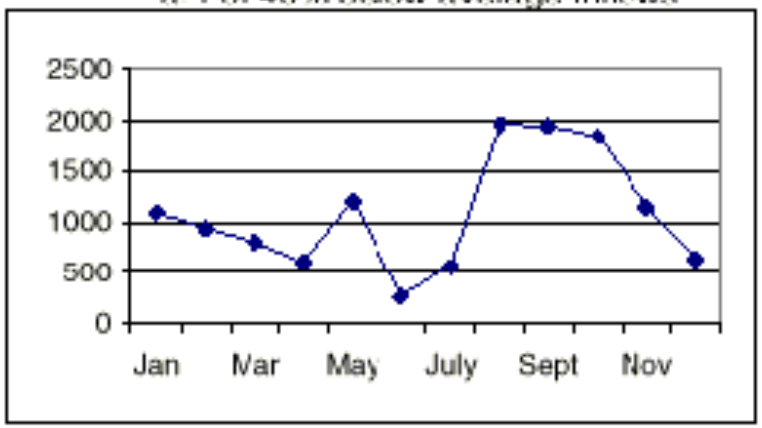
Descargas ótimas para geração (hm^3)



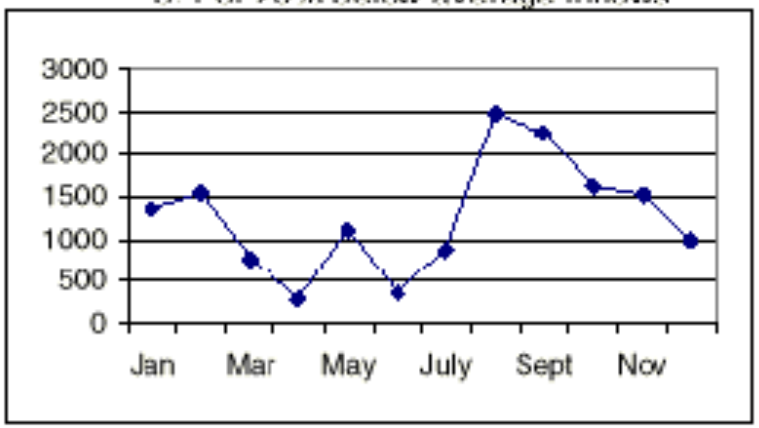
a. For 40% below average inflows



b. For 20% below average inflows



c. For average inflows



d. For 20% above average inflows



Otimização multiobjetivo

Múltiplos objetivos na operação de reservatórios

- ***Um sistema de recursos hídricos***
  - *envolve objetivos conflitantes*
  - *envolve muitas variáveis que afetam de forma não linear todas as características e o comportamento do sistema*

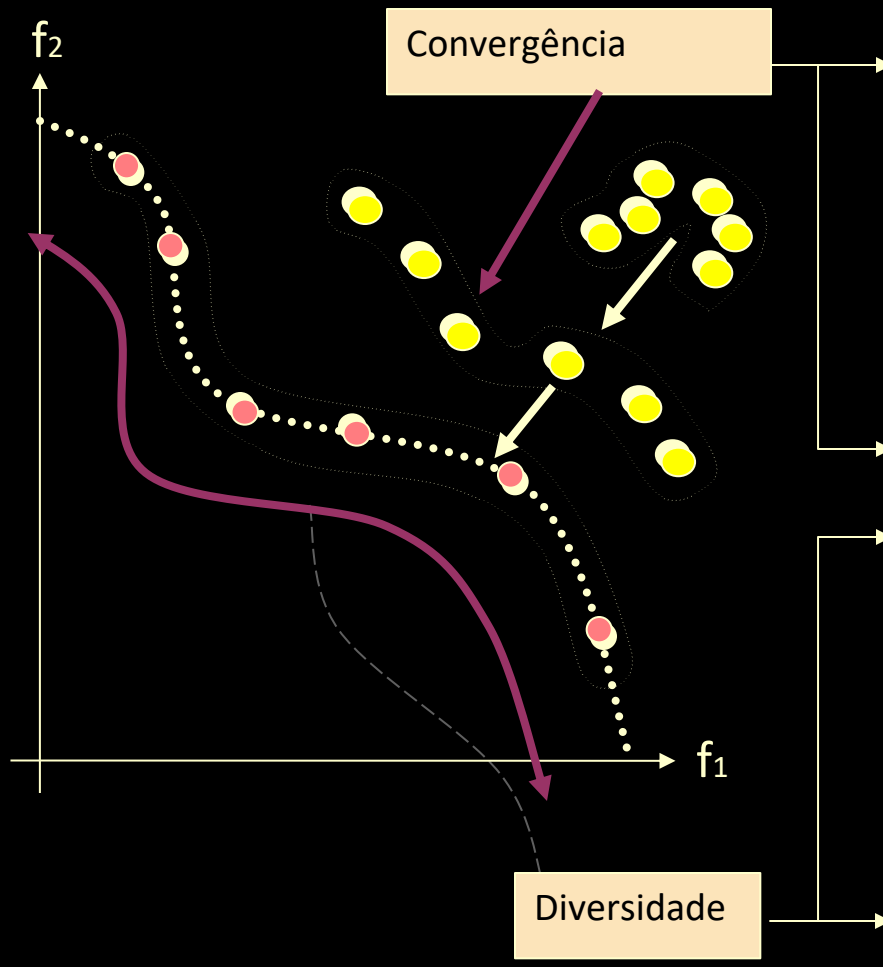


Exemplos:

Operação de reservatórios

- Minimizar o risco de ***cheias*** (f_1) o mais próximo possível de 0
- Maximizar a geração ***hidrelétrica*** (f_2) o máximo possível
- Minimizar os déficits de ***irrigação*** (f_3) o mínimo possível
- Maximizar a ***qualidade da água*** a jusante (f_4) o máximo possível

Questões dos AEMO



- Como guiar a população em direção ao conjunto de Pareto?
  - ❶ **atribuição de aptidão**

Como evitar a perda de soluções não dominadas?

seleção ambiental

- Como manter uma aproximação diversificada do conjunto de Pareto?

estimativa de densidade



Otimização multiobjetivo para operação de reservatórios

Otimização multiobjetivo de um sistema de reservatórios – estudo de caso

Reservatório de Bhadra – um reservatório de usos múltiplos

- Localização - distrito de Chikmagalur, estado de Karnataka, Índia

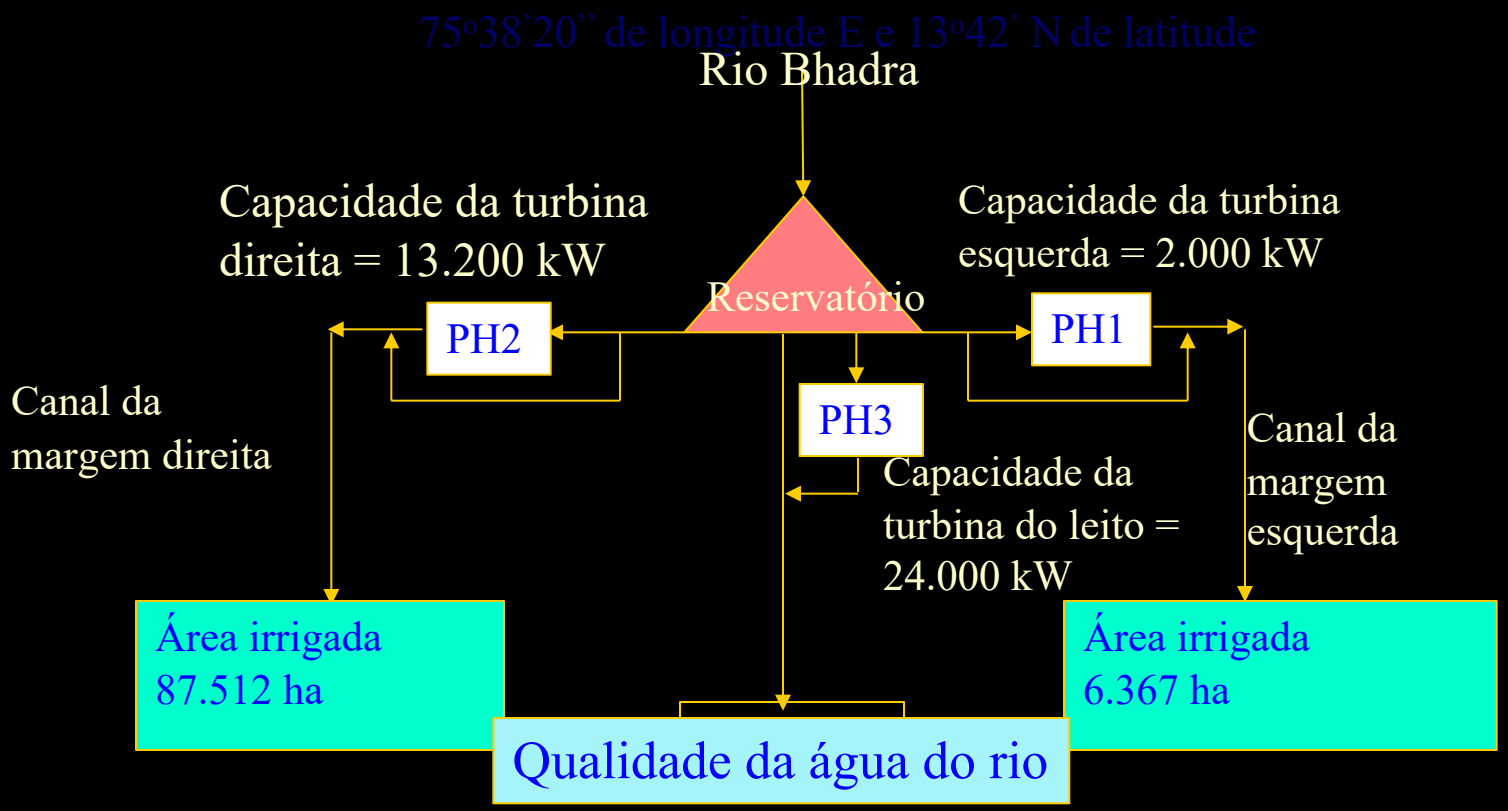


Diagrama esquemático do projeto do reservatório de Bhadra

Modelo multiobjetivo de operação de reservatórios

1. **Minimizar**

Déficit de irrigação (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**

Geração hidrelétrica (f_2):

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

Sujeito a restrições de

dinâmica do sistema

limites de armazenamento

limites máximos de geração

demandas de irrigação e

requisitos de qualidade da água

Restrições

Restrições de continuidade do armazenamento do

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

Restrições de limites de armazenamento

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

Limites de capacidade das 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

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

Limites de capacidade dos canais

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

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

Demandas de irrigação

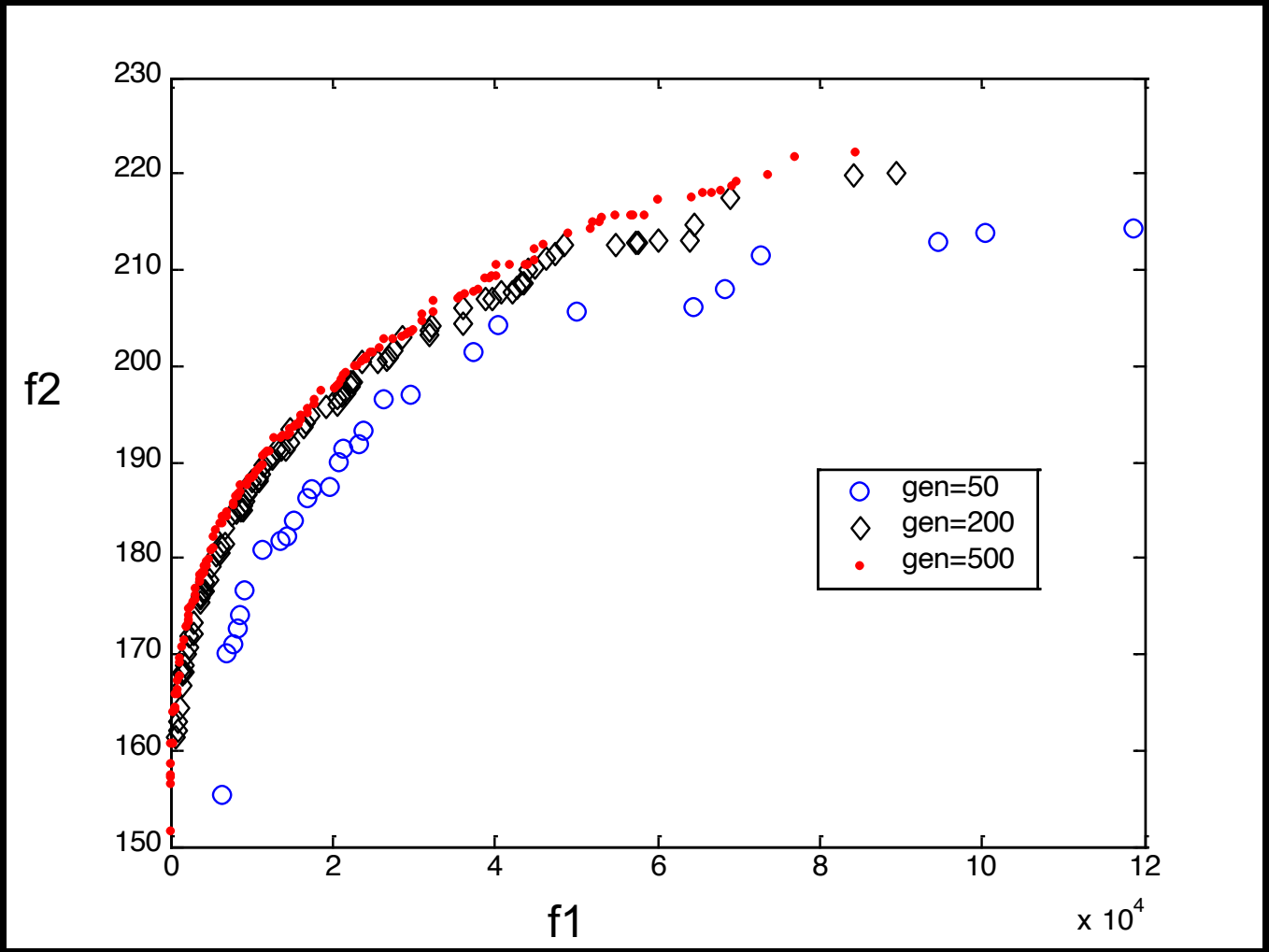
$D1_{min,\,t} \le R_{1,t} \le D1_{max,\,t}$

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

Requisitos de qualidade da água

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

Solução Pareto-ótima para a operação do reservatório



Melhoria da fronteira de Pareto ao longo das iterações.

f1 é o déficit anual de irrigação ao quadrado; f2 é a energia hidrelétrica gerada em MkWh

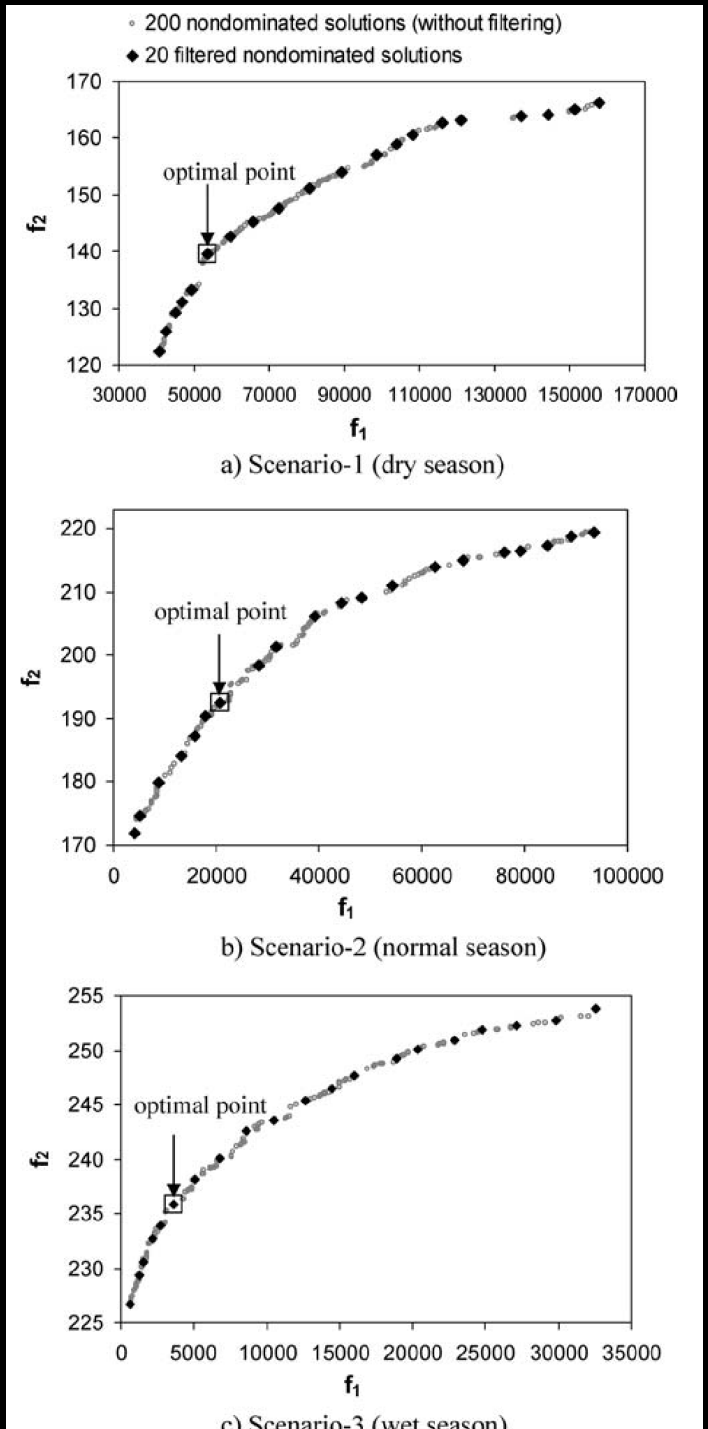
Aplicação do modelo

O modelo MOGA é resolvido para três cenários de afluência ao reservatório

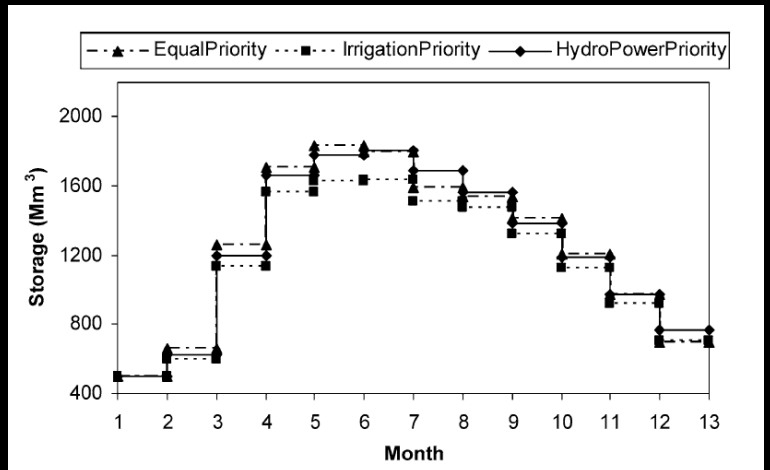
Scenario 1: Mean monthly inflows – 0.5* SD
Scenario 2: Mean monthly inflows
Scenario 3: Mean monthly inflows + 0.5* SD
where SD = standard deviation of monthly inflows.

Fronteira de Pareto mostrando o trade-off entre irrigação (f_1) e hidroeletricidade (f_2) para diferentes cenários de afluência.

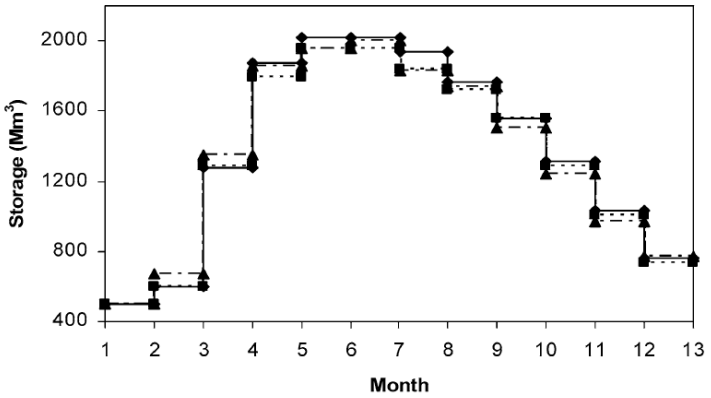
f_1 = soma dos déficits de irrigação ao quadrado,
$(Mm^3)^2$;
f_2 = energia hidrelétrica gerada, (MkWh)



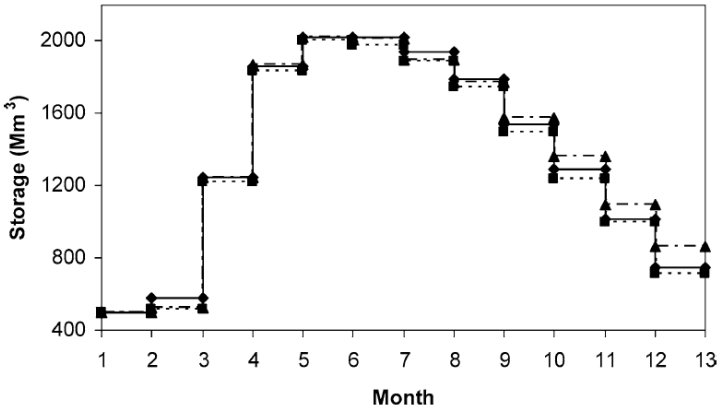
Políticas de operação do reservatório para diferentes cenários de afluência, mostrando os armazenamentos iniciais em diferentes situações, a saber: prioridade igual, prioridade só à irrigação e prioridade só à hidroeletricidade.



a) Scenario 1 (dry season)

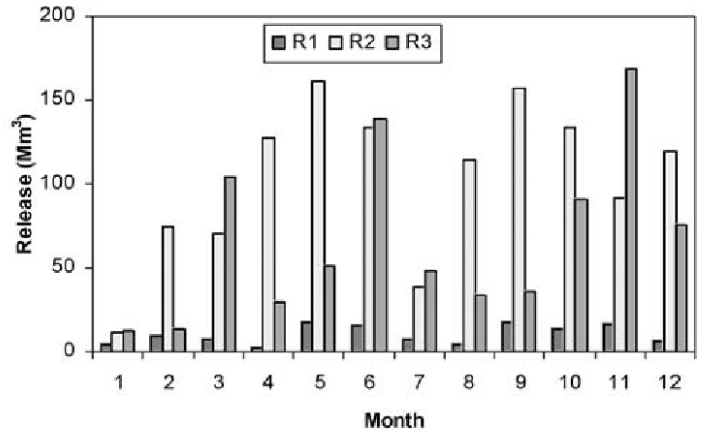


b) Scenario 2 (normal season)

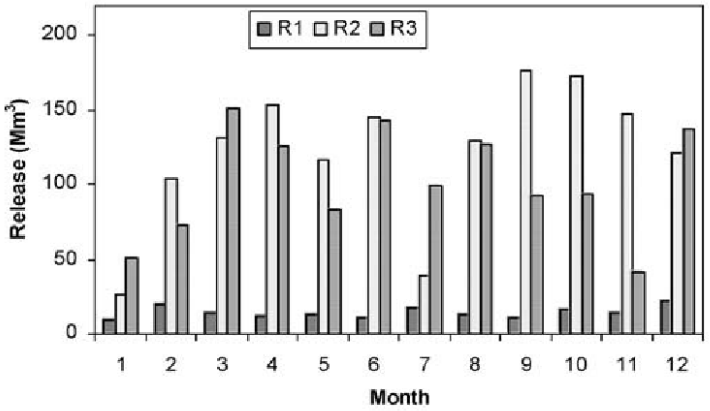


c) Scenario-3 (wet season)

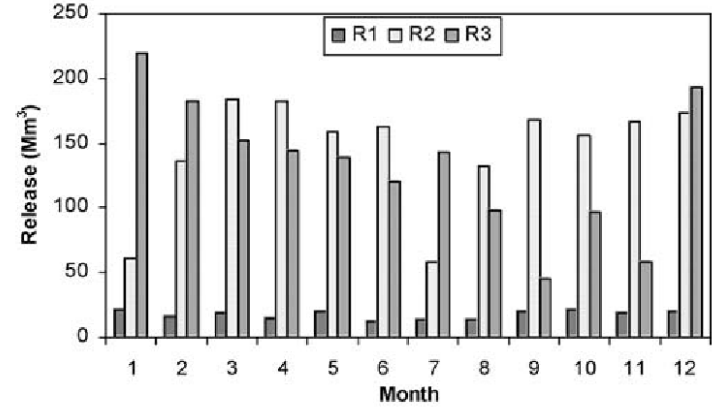
Política ótima de descargas para o caso de prioridade igual, com descargas em hm^3 para o canal da margem esquerda (R1), canal da margem direita (R2) e leito do rio (R3) em diferentes cenários de afluência.



a) Scenario 1 (dry season)



b) Scenario-2 (normal season)



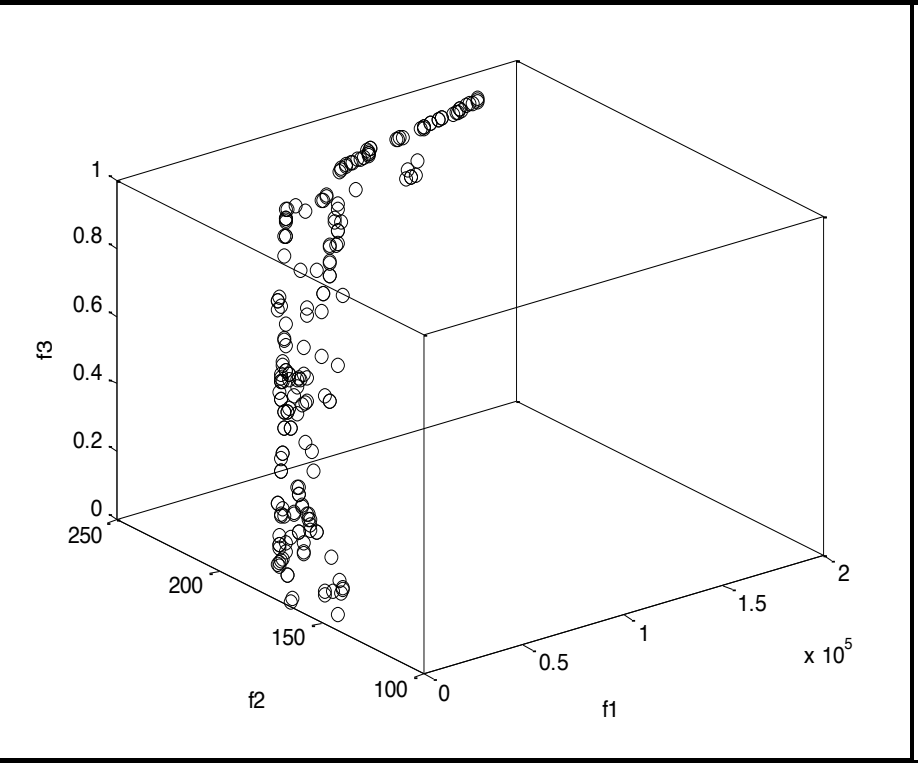
c) Scenario-3 (wet season)

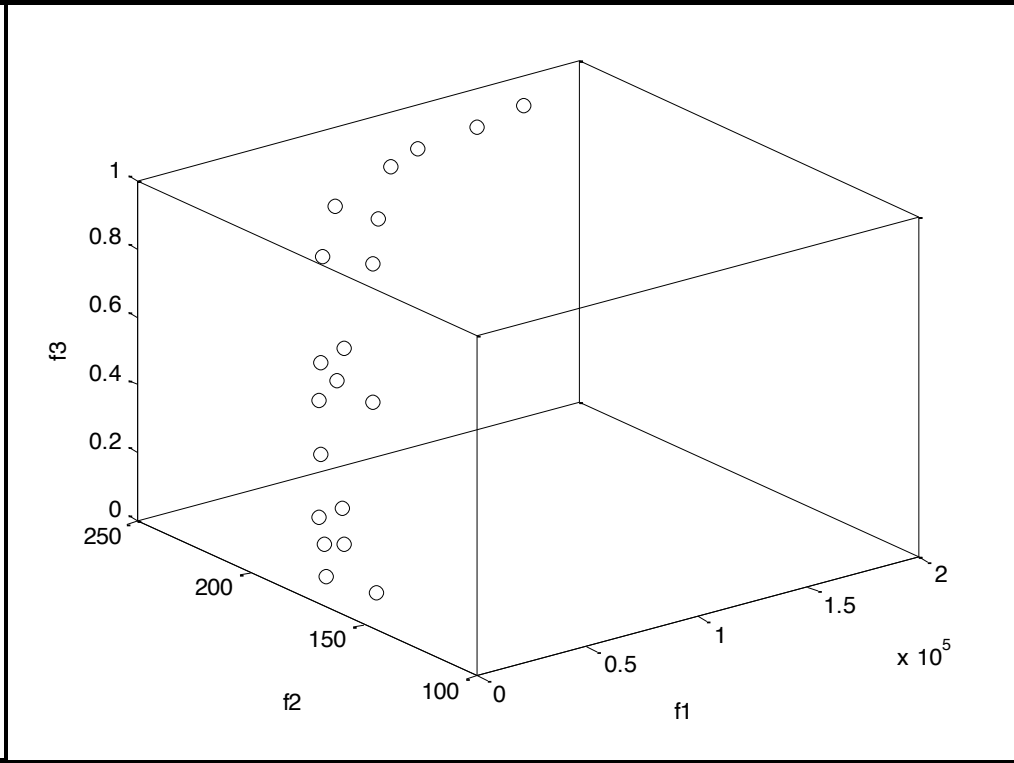
Operação multiobjetivo do reservatório

Soluções Pareto-ótimas geradas (200)

f1 - déficit de irrigação
f2 – hidroeletricidade
f3 – qualidade da água

Técnica de agrupamento k-means para reduzir o grande conjunto a soluções Pareto-ótimas representativas





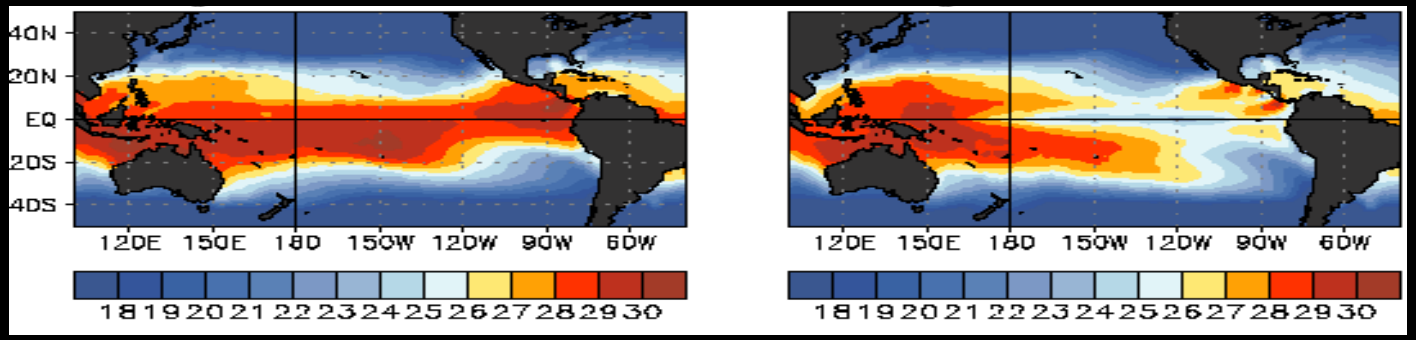


Previsão de afluências a reservatórios com redes neurais considerando a variabilidade climática

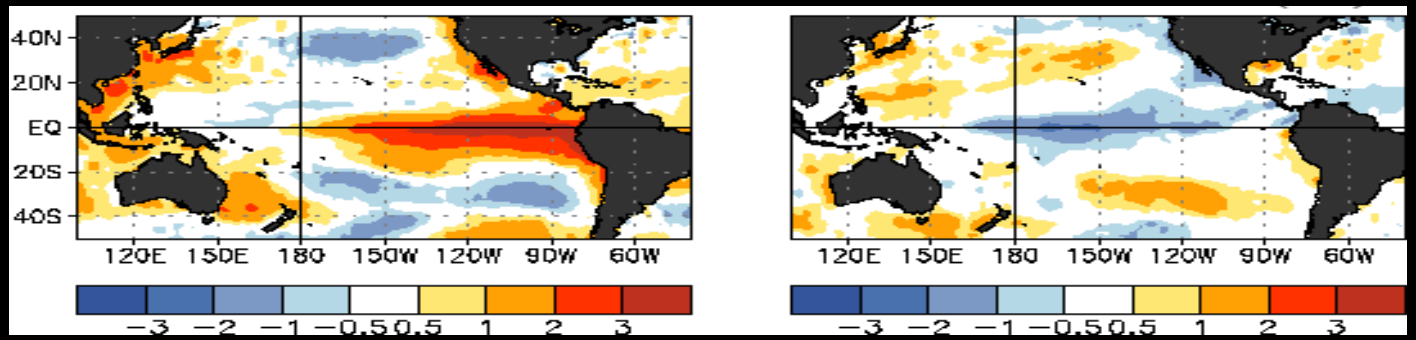
El Niño-Oscilação Sul (ENSO)

Condição de El Niño

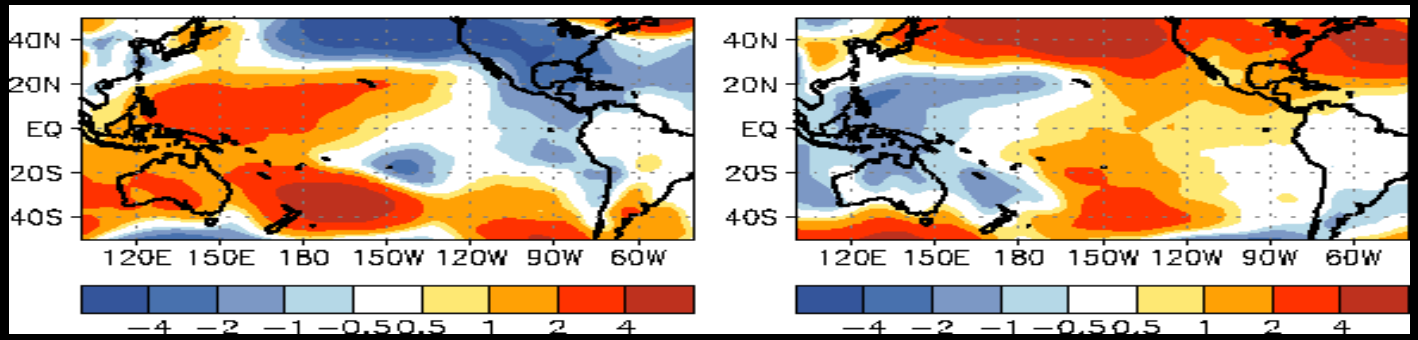
Condição de La Niña



TSM (°C)



Anomalia de TSM (°C)



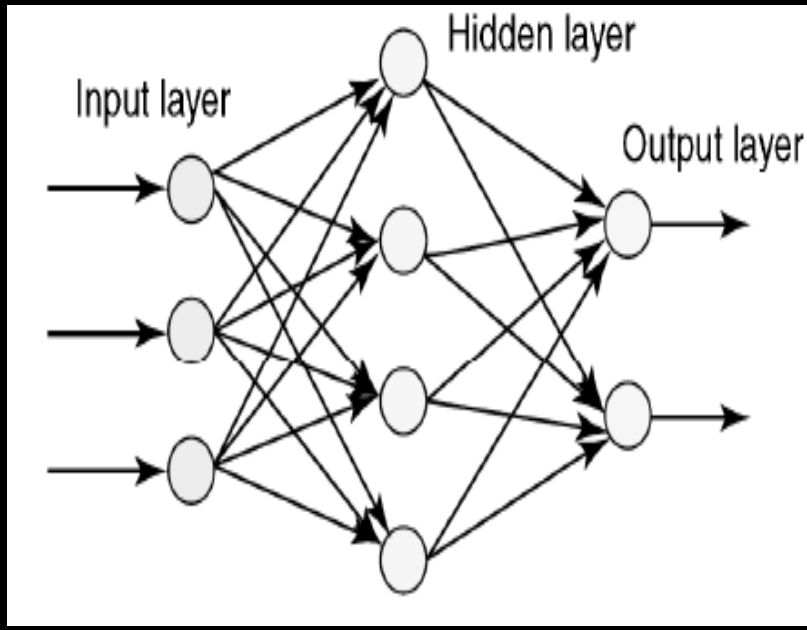
Anomalia de pressão (mb)

Redes neurais artificiais (RNA)

Características das RNA padrão:

-Aprendizado supervisionado com treinamento em lote

-Algoritmo de retropropagação: técnica de gradiente descendente que minimiza a função de erro da rede.



RNA multicamadas feedforward

-Função de ativação:
Tangente sigmoide

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

-Medida de desempenho: MSE

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

Redes neurais PSO (RN-PSO)

Aqui as variáveis de decisão são os pesos e vieses da rede

Passo 1. Inicializar os parâmetros
Passo 2. Gerar a população inicial
Passo 3. Avaliar a função de aptidão
Passo 4. Aplicar as operações EMPSO às variáveis de decisão
Passo 4. Verificar os critérios de parada

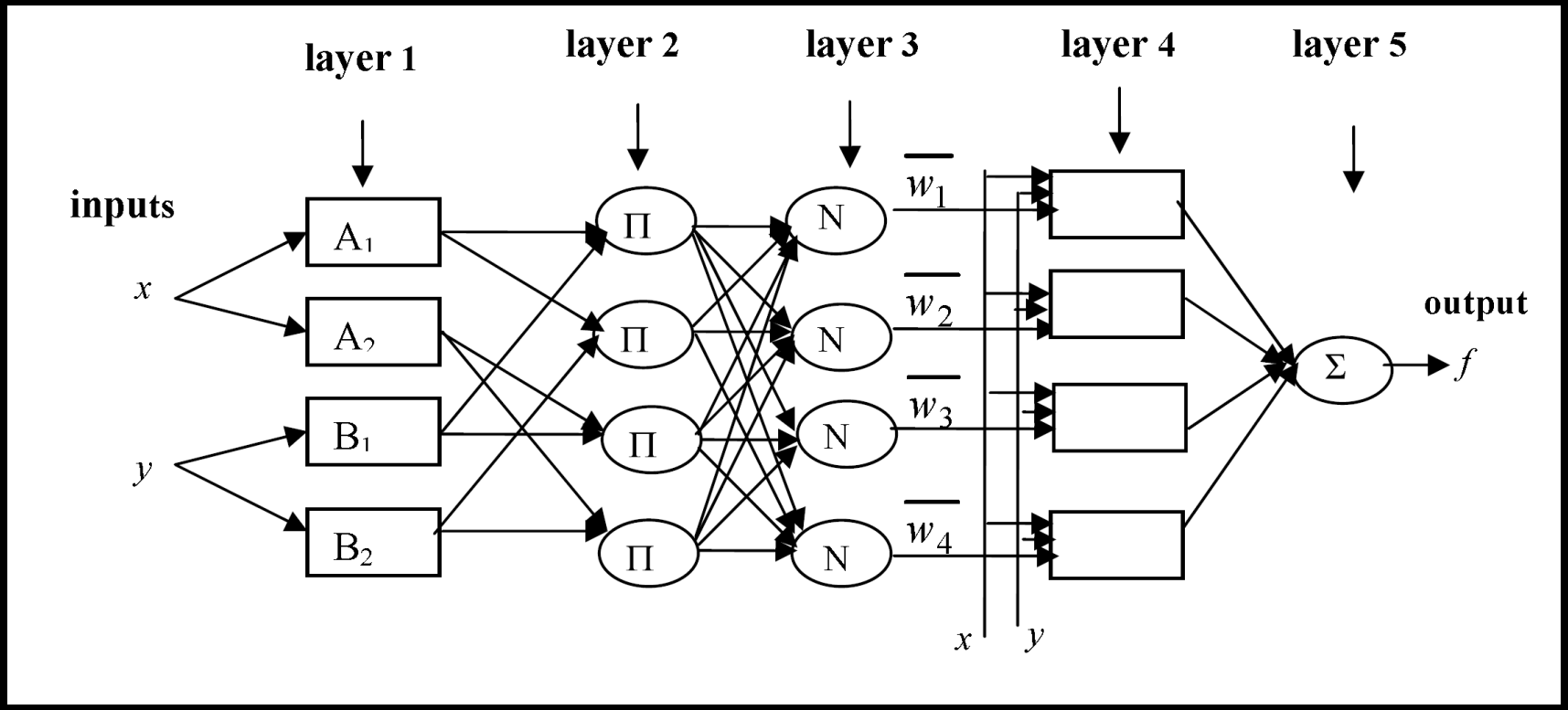
-Função de ativação:
Tangente sigmoide

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

-Medida de desempenho:
MSE

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

Sistema de inferência neuro-fuzzy adaptativo (ANFIS)



Camada 1: premissas (nós de entrada)

Camada 2: implicação (nós de regras)

Camada 3: normalização (nós de média)

Camada 4: consequentes (nós consequentes)

Camada 5: saída (nós de saída)

ANFIS

Camada 1: premissas (nós de entrada)

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

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

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

Camada 2: implicação (nós de regras)

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

Camada 3: normalização (nós de média)

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

Camada 4: consequentes (nós consequentes)

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

Camada 5: saída (nós de saída)

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

Treinamento do ANFIS

•No primeiro passo, na propagação direta, o método dos mínimos quadrados identifica os parâmetros consequentes, enquanto os antecedentes (parâmetros das funções de pertinência) são supostos fixos no ciclo atual sobre o conjunto de treinamento

•Calcula-se o erro entre o observado e o modelo treinado e os sinais de erro são retropropagados. O gradiente descendente atualiza e ajusta os parâmetros das premissas minimizando a função de custo quadrática global, enquanto os consequentes permanecem fixos

Estudo de caso

Previsão de afluências ao reservatório de Malaprabha





Modelos de previsão de afluências

Modelo de previsão de afluências anuais

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

Modelo de previsão de afluências mensais

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

Modelo de previsão de afluências decendiais

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

Critérios dos modelos

- Periodicidade
- Pré-processamento de dados
- Critérios de parada

Medidas de desempenho

Raiz do erro quadrático médio

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

Erro absoluto médio

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

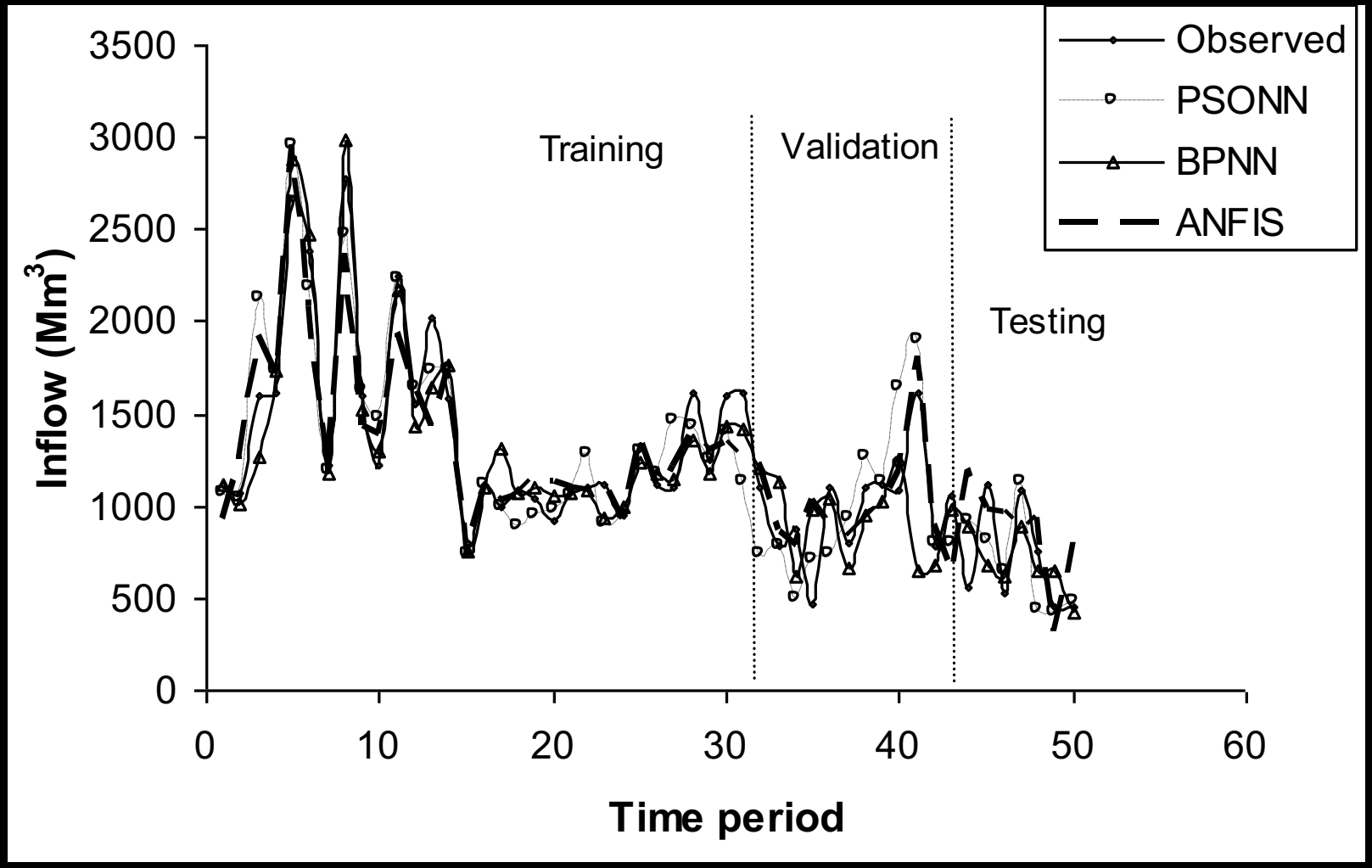
Coeficiente de correlação

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

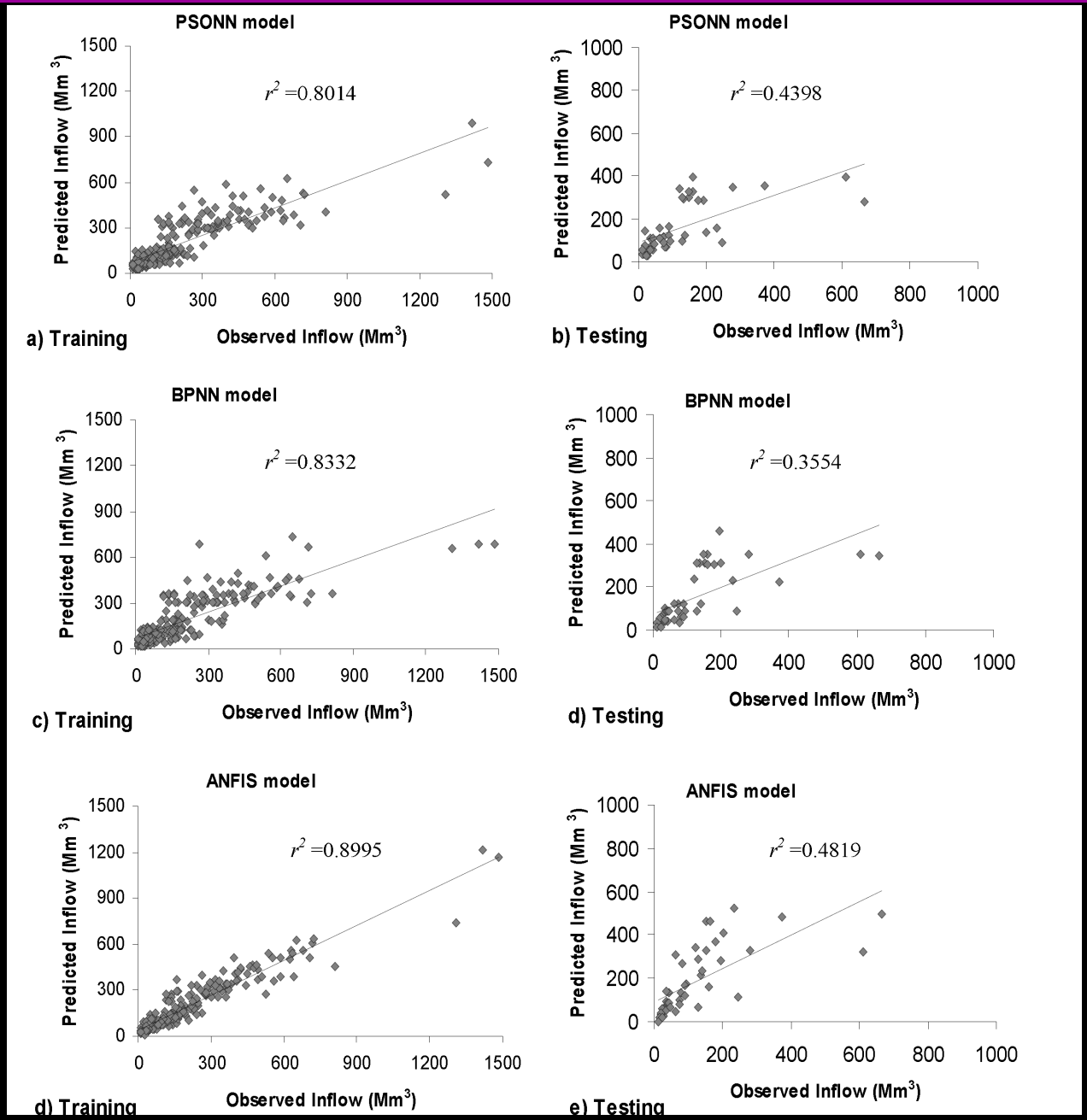
Coeficiente de eficiência de Nash-Sutcliffe

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

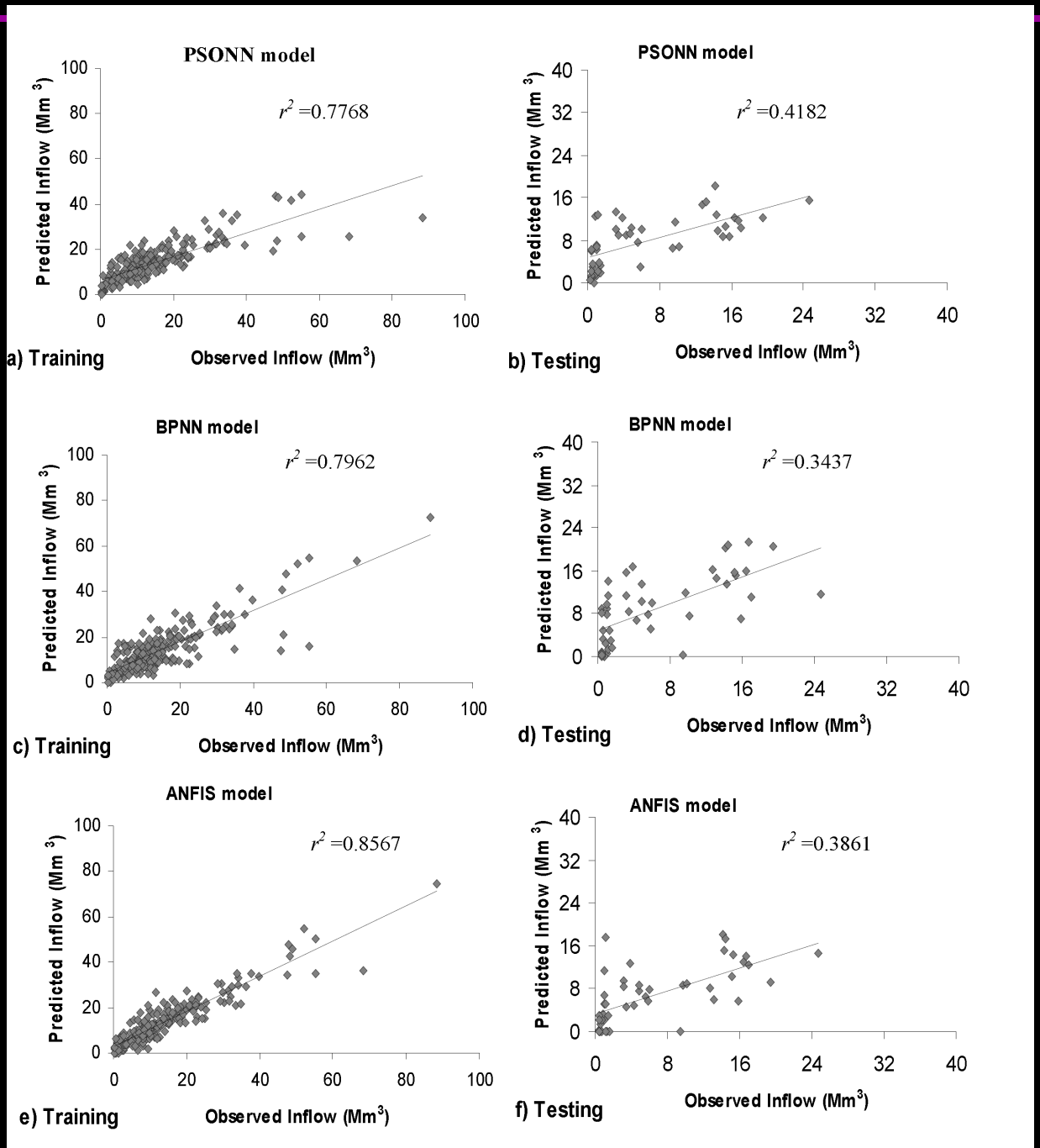
Resultados do modelo de previsão de afluências anuais



Previsões do modelo mensal para a estação das monções



Previsões do modelo mensal para a estação seca



Estatísticas de desempenho

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

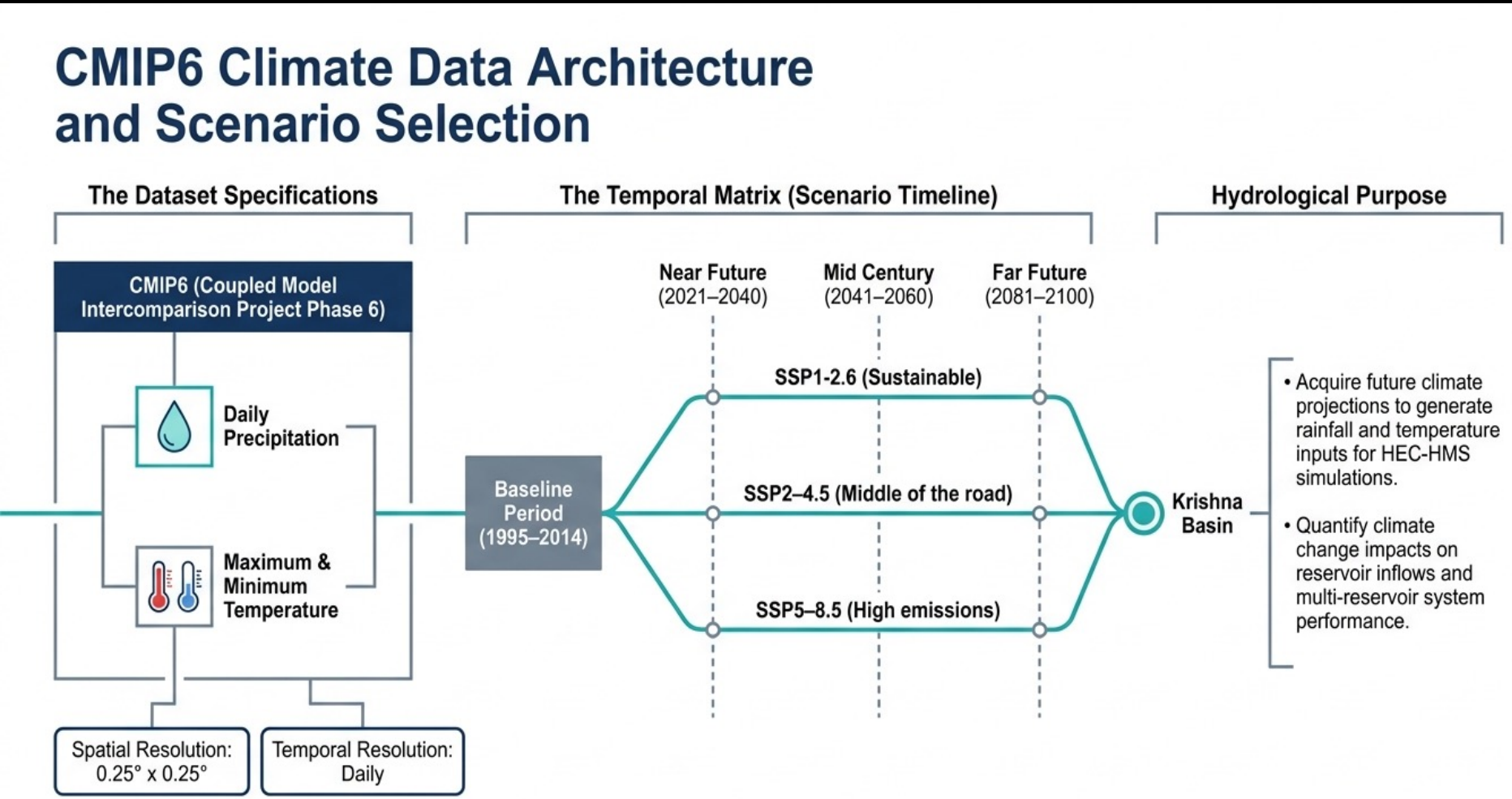
Operação do reservatório em tempo real

Prever as afluências anuais no início da estação

Decidir a operação ótima do reservatório com o modelo multiobjetivo

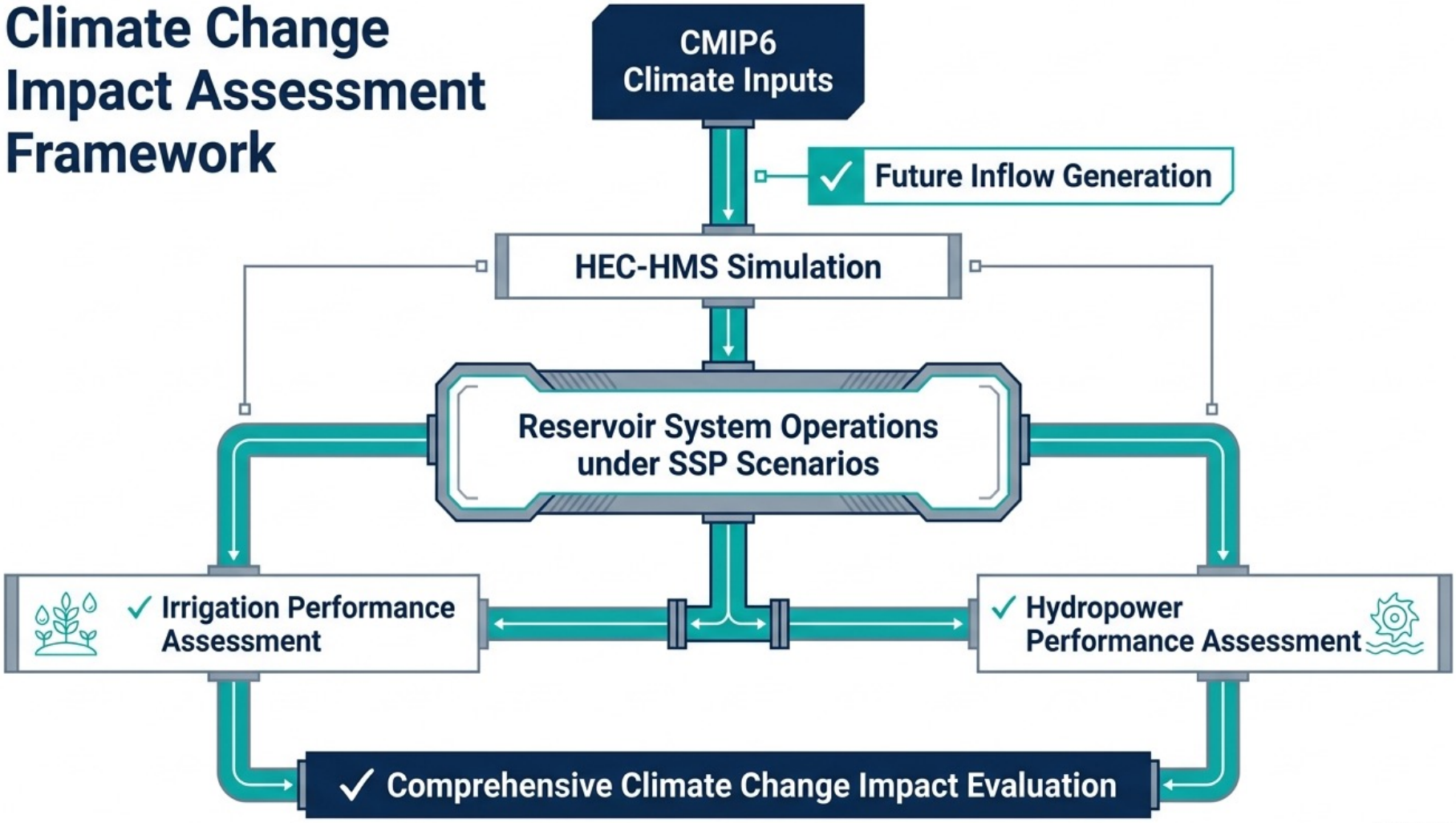
Implementar a operação do reservatório em tempo real ↔

- Previsões decendiais de afluências com o modelo RN-PSO
- Modelo de operação ótima do reservatório
- Técnica EM-PSO para otimização



CMIP6 - Projeto de Intercomparação de Modelos Acoplados, fase 6
SSP - Trajetórias Socioeconômicas Compartilhadas
SSP 4.5 - SSP com forçante radiativa alvo de 4,5 W/m²

Climate Change Impact Assessment Framework



Conclusões

- Os algoritmos genéticos são técnicas poderosas de otimização não linear
- Podem ser usados na operação ótima multiobjetivo de sistemas de reservatórios
- Diferentes formas de RNA têm papel crucial na previsão de afluências para a operação de reservatórios em tempo real

Perspectivas

- CNN (1D e 2D)
- Redes Transformer
- IA para mineração de dados
- PINN
- IA explicável

- Sistema de apoio à decisão baseado em IA para operação ótima de reservatórios, integrada e resiliente ao 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

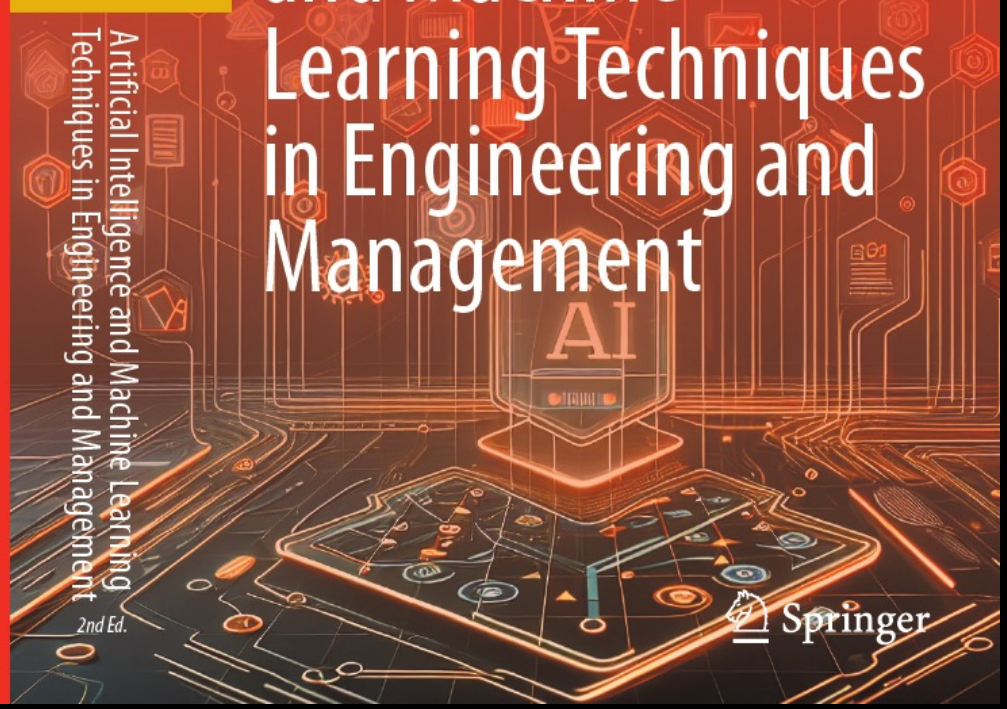


▶ springer.com

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



Obrigado

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