L'IA per le risorse idriche e l'idrologia:

Gestione ottimale dei serbatoi e previsione degli afflussi con algoritmi genetici e reti neurali considerando i cambiamenti climatici

D Nagesh Kumar

Professore, Dip. di Ingegneria civile

Indian Institute of Science, Bangalore

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

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

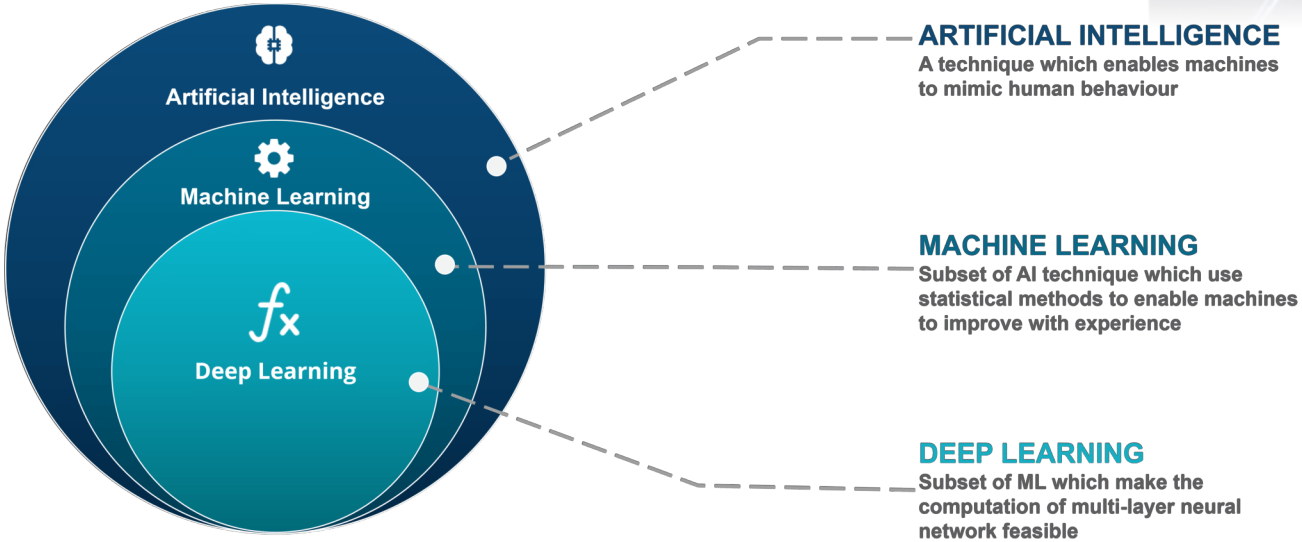
Indice

- Metodi di ottimizzazione
- Algoritmi genetici (AG)
  - Introduzione
  - AG per l'ottimizzazione
  - Casi di studio di gestione dei serbatoi mono- e multi-obiettivo
- Reti neurali artificiali per la previsione degli afflussi considerando i cambiamenti climatici
  - RNA
  - RN-PSO
  - ANFIS
- Conclusioni e prospettive

Deep learning



Fonte: Università di Harvard

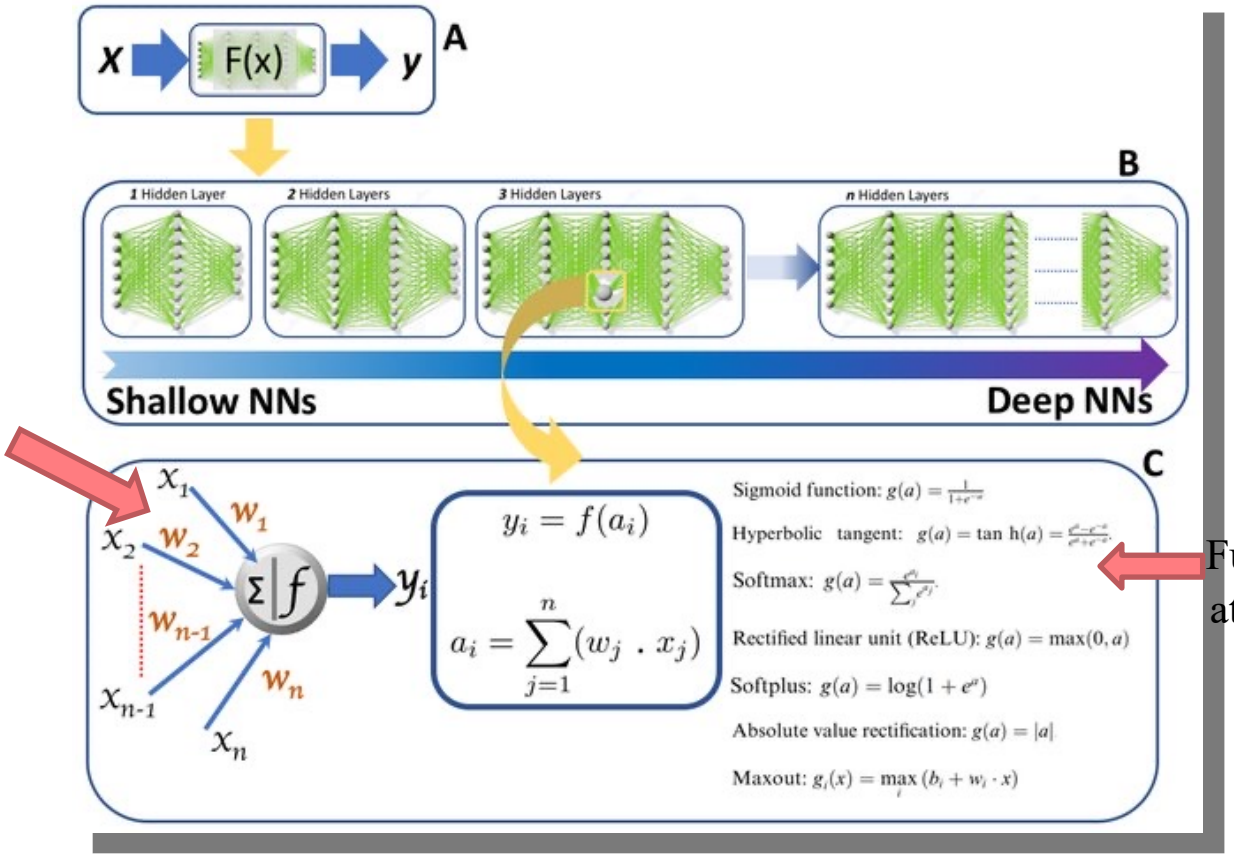


Fonte: Edureka

- **Il deep learning** è un algoritmo informatico che imita la rete di neuroni del cervello.
- È un sottoinsieme del machine learning basato sulle reti neurali artificiali.
- Si chiama deep learning perché usa reti neurali profonde.
- Questo apprendimento può essere supervisionato, semi-supervisionato o non supervisionato.

Reti neurali artificiali

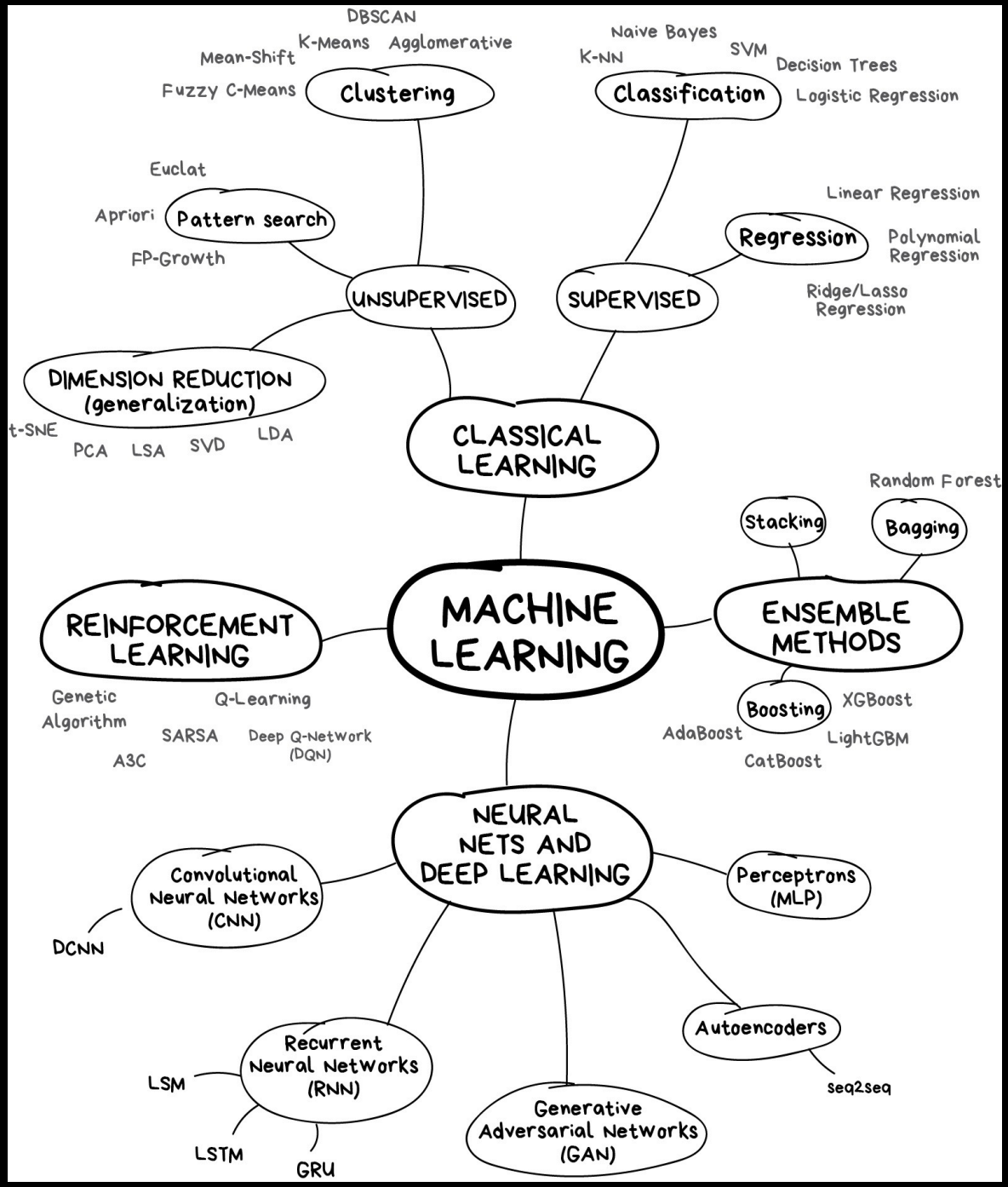
Un **neurone artificiale** è una funzione matematica basata su un modello dei neuroni biologici: ogni neurone riceve input, li pondera separatamente, li somma e passa la somma in una funzione non lineare per produrre l'output.



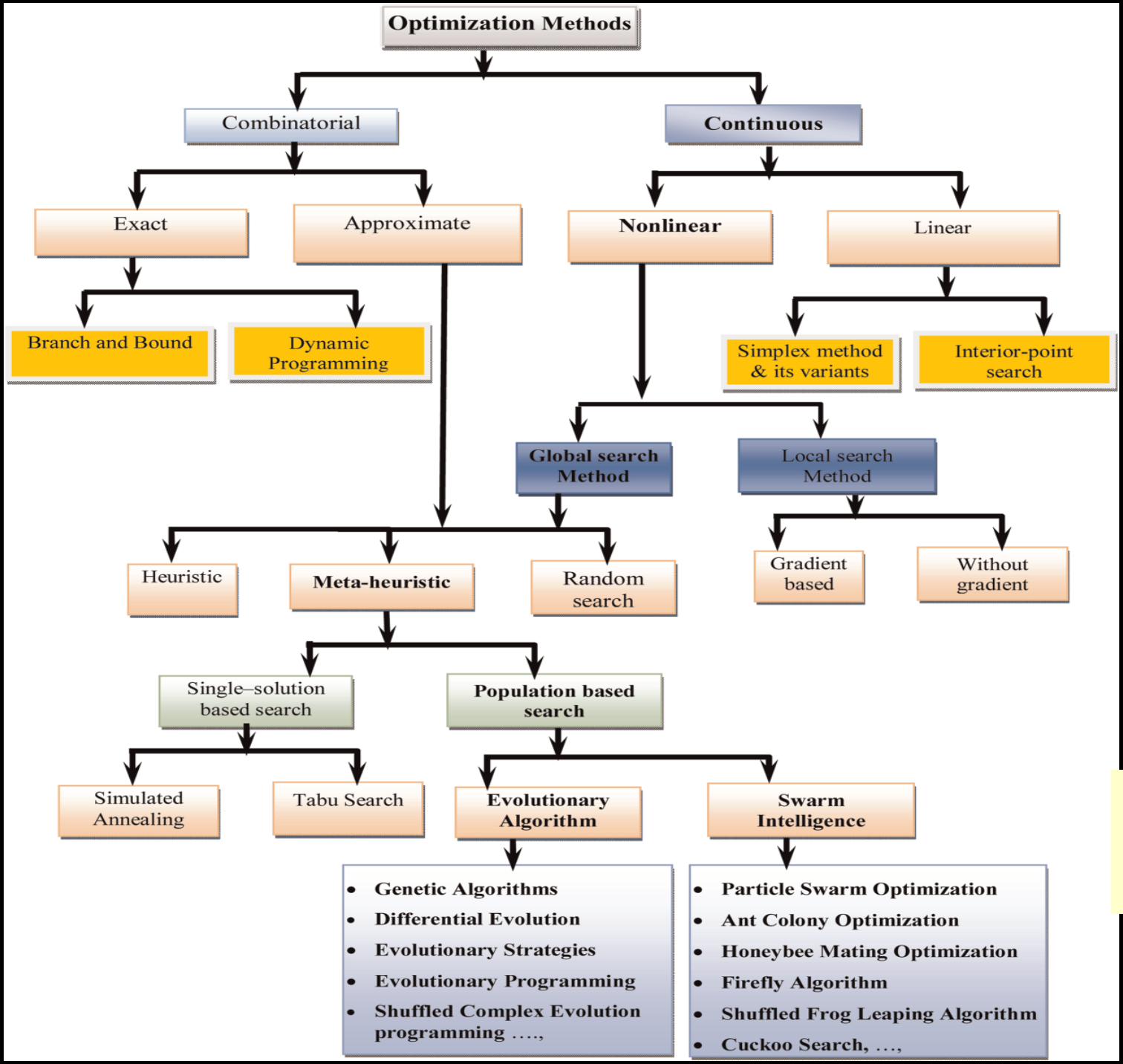
Funzioni di attivazione

Zemouri et al., 2019

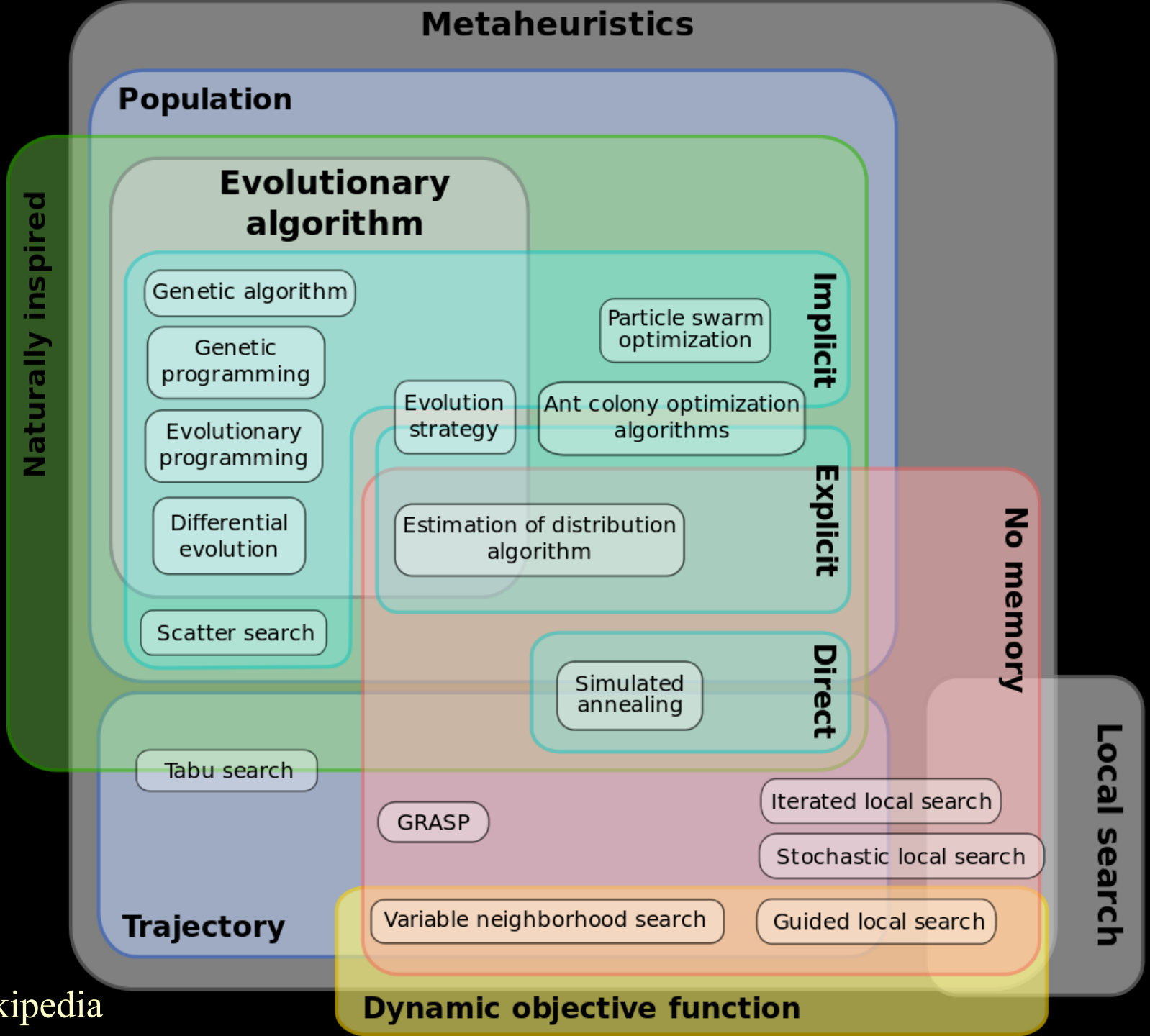
Mappa dettagliata del machine learning



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



Janga Reddy e Nagesh Kumar, 2020



Fonte: Wikipedia



Algoritmi genetici
Introduzione

Introduzione



Introduzione

Ispirati all'evoluzione naturale

- Gli esseri viventi si sono evoluti in organismi più riusciti
  - La prole presenta alcuni tratti di ciascun genitore
  - I tratti ereditari sono determinati dai geni
  - Le istruzioni genetiche sono contenute nei cromosomi
  - I cromosomi sono filamenti di DNA
  - Il DNA è composto da coppie di basi che, in combinazioni significative, codificano i tratti ereditari

Meccanismi del cambiamento evolutivo

- **Crossover**

  Scambio casuale dei cromosomi dei genitori durante la riproduzione, per cui la prole ha tratti di ciascun genitore

Il crossover richiede diversità genetica tra i genitori per garantire una prole sufficientemente varia

Meccanismi del cambiamento evolutivo

- **Mutazione**

  Rari errori nella copia dei cromosomi, che producono

  - cambiamenti insensati/letali, con organismi non vitali
  - cambiamenti benefici, con organismi «più forti»
  - cambiamenti né dannosi/letali né benefici, con organismi non migliorati

Meccanismi del cambiamento evolutivo

- **Selezione naturale**

  In un ambiente competitivo sopravvivono i più adatti, producendo organismi migliori
  - Gli individui con tratti di sopravvivenza migliori vivono in genere più a lungo
  - Hanno così più possibilità di riprodursi e trasmettere i tratti vincenti
  - Nel corso di molte generazioni la specie migliora, perché i tratti migliori finiscono per prevalere su quelli più deboli

L'approccio genetico

- Mantenere una popolazione di individui che sono soluzioni complete o parziali
- Esplorare lo spazio delle soluzioni facendo interagire e competere questi individui
  - L'interazione produce nuovi individui
  - La competizione elimina gli individui deboli
- Dopo più generazioni si dovrebbe trovare un individuo forte (cioè una soluzione)

Terminologia

- **Popolazione**

  Insieme delle possibili soluzioni di un problema

- **Elitismo**

  Far passare i membri migliori alla generazione successiva

- **Mutazione**

  Modificare un singolo membro della popolazione

- **Crossover**

  Combinare due membri della popolazione

Terminologia – segue

- **Selezione**

  Come stabilire quali membri della popolazione sopravvivranno alla generazione successiva

- **Funzione di fitness**

  Come valutare la qualità di un membro della popolazione

- **Schemi di codifica**

  Rappresentazione binaria di un membro della popolazione

Algoritmi genetici

- Uno strumento di ottimizzazione non lineare basato su metodi di ottimizzazione combinatoria

- Differenze rispetto ai metodi tradizionali
  - Lavorano su una codifica degli insiemi di parametri, non sui parametri stessi
  - Usano solo la funzione obiettivo. Non dipendono da continuità, derivate o altre informazioni

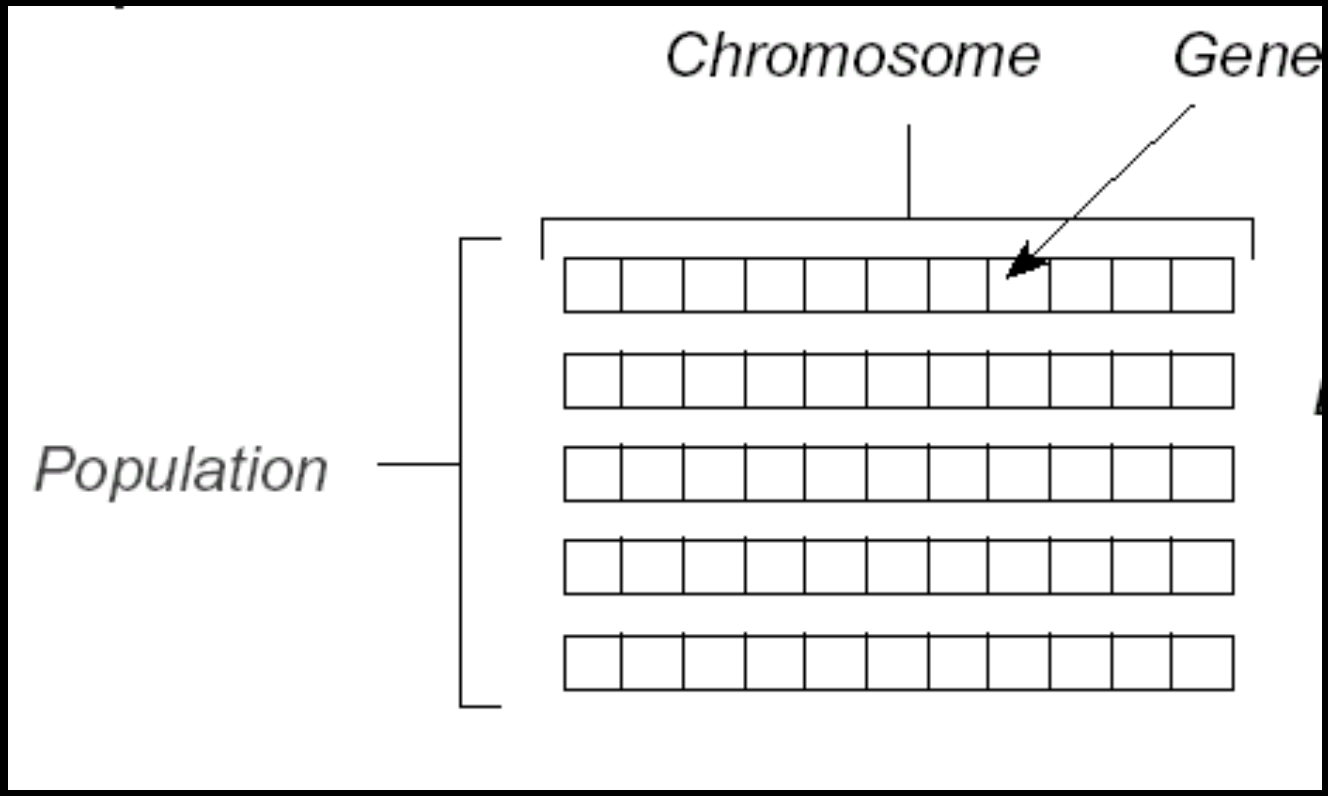
Principio di funzionamento

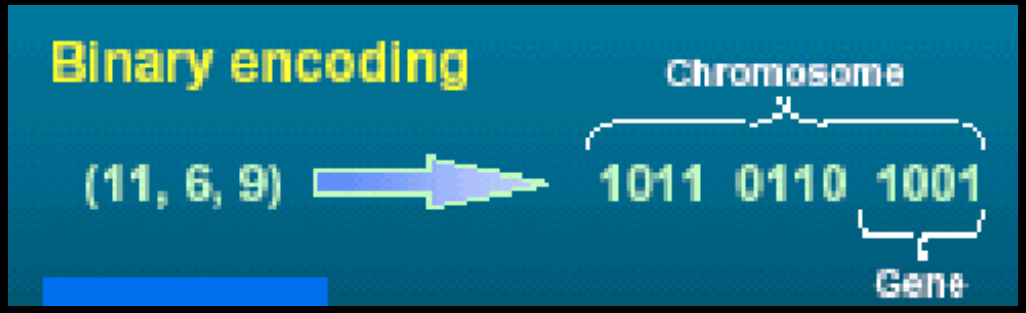
- **Codifica**
- **Valutazione della fitness**
- **Operazioni genetiche**
  - ***Riproduzione***
  - ***Crossover***
  - ***Mutazione***
- **Criterio di arresto**

Codifica

- Le variabili decisionali sono codificate in una stringa binaria chiamata cromosoma
- La lunghezza del cromosoma dipende dalla precisione desiderata
- Non tutte le variabili decisionali richiedono sottostringhe della stessa lunghezza

Codifica – segue





Inizializzazione: seminare la popolazione

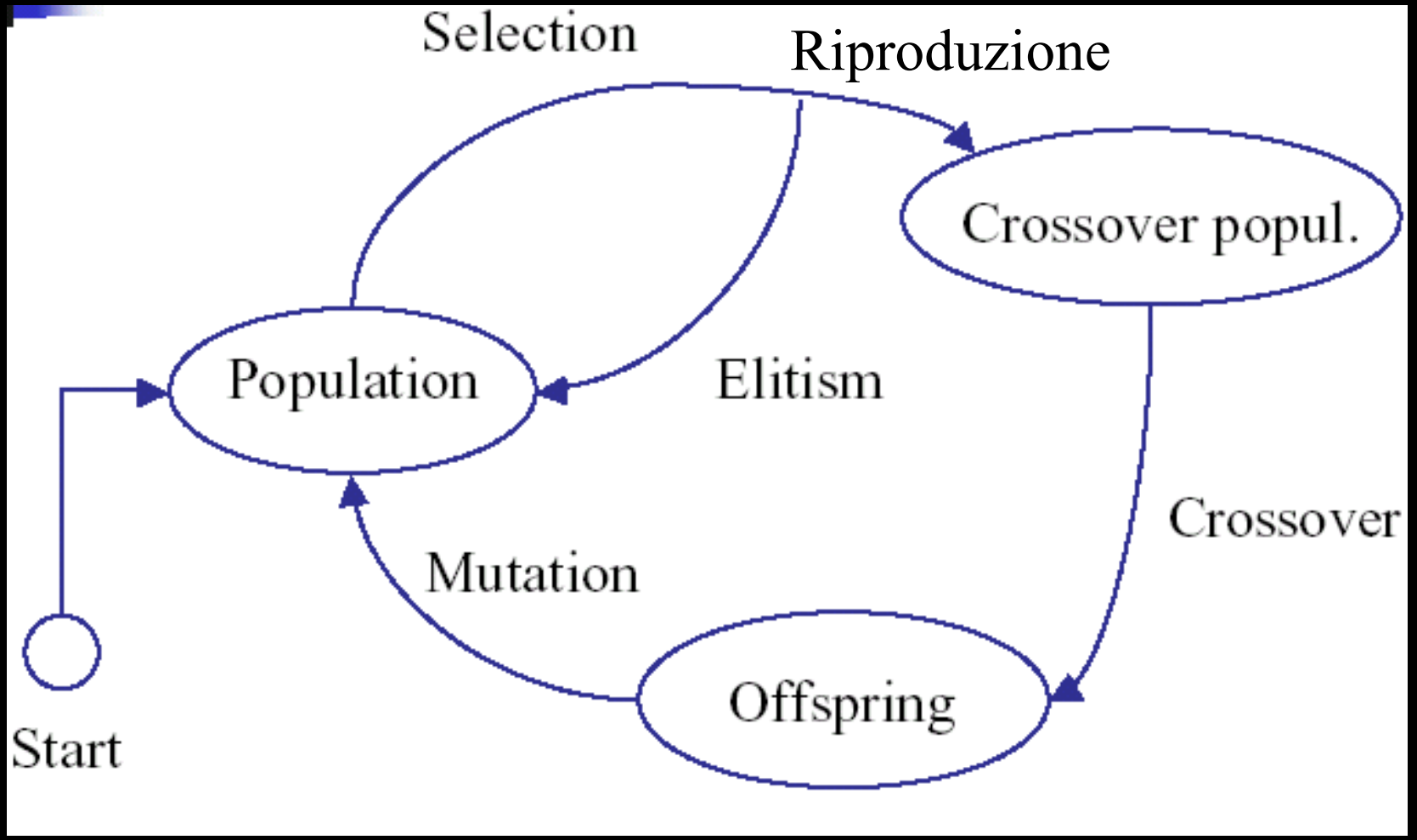
- L'inizializzazione fissa la popolazione iniziale da cui nasceranno le generazioni future

- Aspetti da considerare:
  - Dimensione della popolazione iniziale
  - Determinata sperimentalmente per il problema
  - Diversità della popolazione iniziale (diversità genetica)
  - Un problema comune dovuto alla scarsa diversità è la convergenza prematura su una soluzione non ottimale

Valutazione della fitness

- La valutazione classifica gli individui secondo una misura di fitness che riflette la qualità di ciascuna soluzione.
- Derivata dalla funzione obiettivo
- Il valore della funzione di fitness di una stringa è detto fitness della stringa
- Tutte le variabili decisionali sono codificate in un'unica stringa (cromosoma)
- Ad esempio, dato l'individuo ***i***:
  - Classificazione: $(correct(i))^2$
  - TSP: $distanza(i)$
  - SAT: $n.\ di\ termini\ soddisfatti(i)$
  - animazione di camminata: *valutazione soggettiva*
- Le funzioni di fitness hanno spesso minimi locali

Ciclo operativo di un AG



Tecniche di selezione

- Esempio di selezione proporzionale alla fitness
  - **Data la seguente p**

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

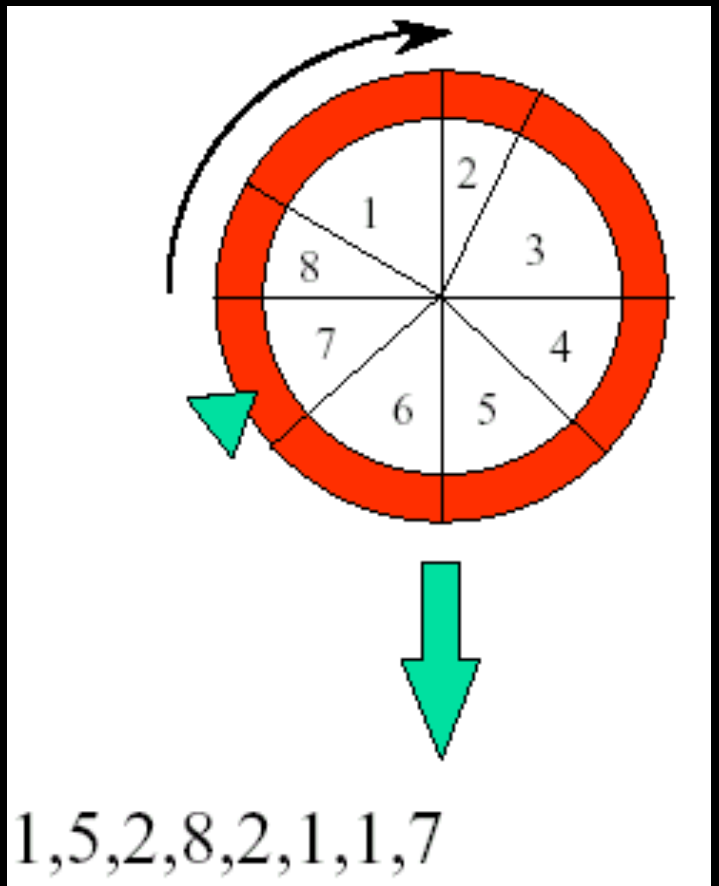
  - **Sommare le fitness**

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

  - **Calcolare le probabilità**
  - $Fitness(i) / 50$

Riproduzione

- Seleziona le stringhe migliori di una popolazione e forma un mating pool
- Per la selezione si usa una simulazione a roulette



Tecniche di selezione

- Affollamento
- Un possibile problema legato alla selezione
  - Si verifica quando gli individui più adatti si riproducono rapidamente e gran parte della popolazione diventa molto simile
  - Riduce la diversità della popolazione
  - Può ostacolare il progresso dell'algoritmo nel lungo periodo

Crossover

- Crossover per rappresentazioni vettoriali:
  - Scegliere una o più coppie di individui come genitori e scambiarne casualmente i segmenti
  - Detto anche «taglia e cuci»

- Parametri
  - Tasso di crossover
  - Numero di punti di crossover
  - Posizione dei punti di crossover

Crossover – segue

- Crossover a un punto

  (crossover a 1 punto)

  - Scegliere un punto di divisione nei vettori dei genitori e scambiare i segmenti

- Ad esempio
  - Genitori:

    1101101101 e 0001001000
  - Punto di crossover: dopo la 4a cifra

    1101101101 e 0001001000
  - Figli prodotti:

    1101001000 e 0001101101

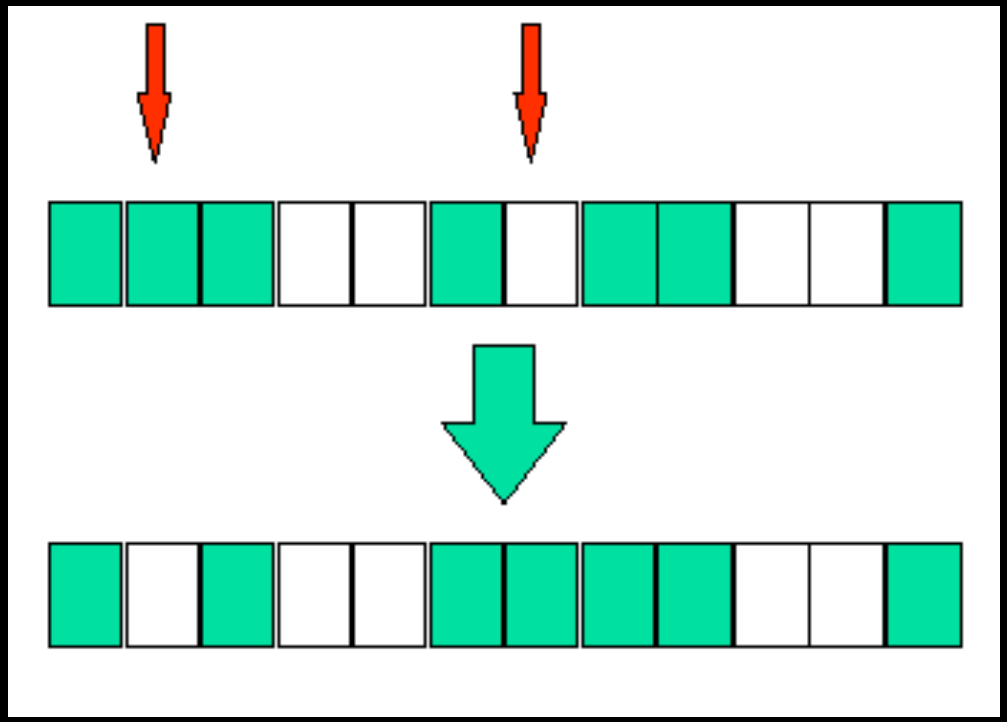
Mutazione

- Modificare casualmente un individuo

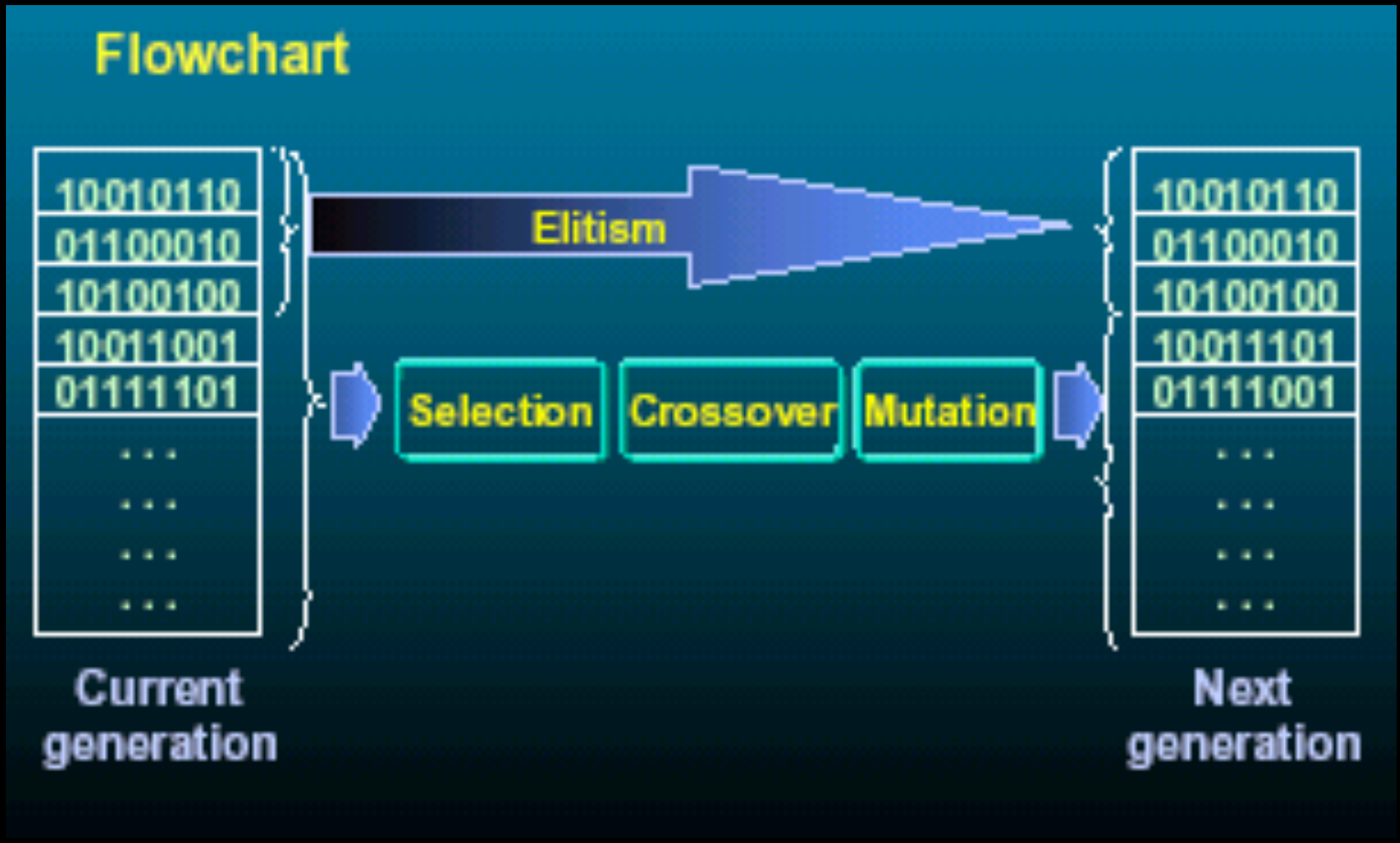


- La mutazione bit per bit inverte ogni bit con probabilità p_m
- Usi
  - Creare un punto vicino al punto attuale per una ricerca locale
  - Mantenere la diversità della popolazione
- Parametri
  - Tasso di mutazione
  - Entità della mutazione

Mutazione



Sintesi delle operazioni di un AG

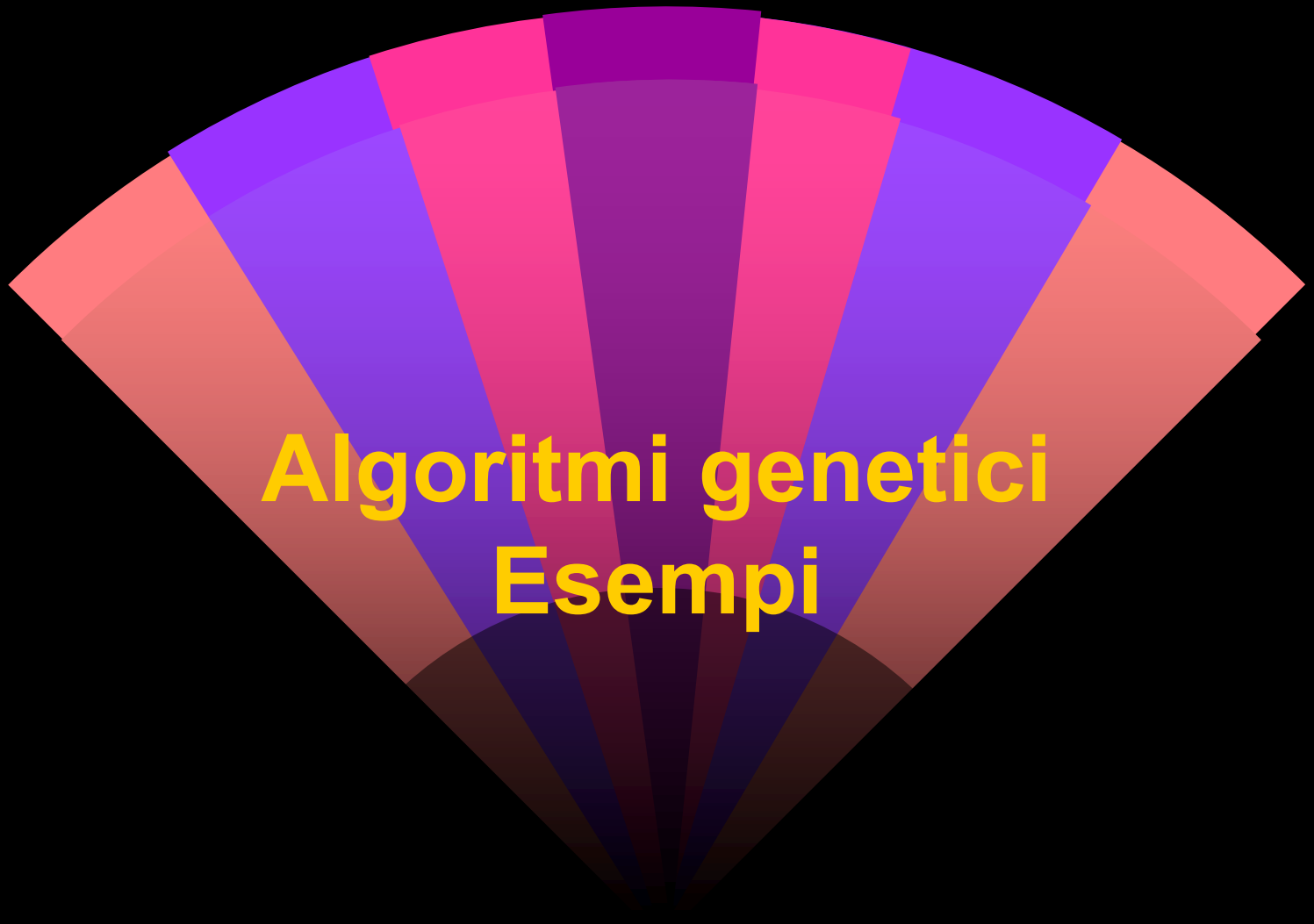


Sintesi delle operazioni di un AG – segue

- I tre operatori sono semplici e diretti
- L'operatore di riproduzione seleziona le stringhe migliori
- L'operatore di crossover ricombina buone sottostringhe di buone stringhe per, auspicabilmente, creare una sottostringa migliore
- L'operatore di mutazione altera localmente una stringa per, auspicabilmente, creare una stringa migliore
- Anche se nulla di ciò è garantito né verificato nel creare una stringa, ci si aspetta che le stringhe cattive vengano eliminate dall'operatore di riproduzione nella generazione successiva

Algoritmo genetico - pseudocodice

```
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
```



Algoritmi genetici
Esempi

Problema 1

Trovare il minimo della funzione

(funzione di Himmelblau) (nell'intervallo da 0 a 6)

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

Soluzione esatta (3,2)

Soluzione dell'AG

La funzione è minima nel punto

(2,997, 2,029) e il valore è 0,013

Parametri dell'AG - passo 1

Numero di funzioni obiettivo	1
Funzione obiettivo	Minimizzare
Tipo di crossover	AG binario (a un punto)
Strategia	1 sito di crossover con scambio
Dimensione della popolazione	20
N. totale di generazioni	30
Probabilità di crossover	0,8
Probabilità di mutazione	0,05
Seme casuale inserito	0,76
Lunghezza della stringa	20
Numero di variabili binarie	2
Epsilon di vicinanza	0
Valore sigma-share	0,1500
Strategia di sharing parametri	sharing nello spazio dei

Limiti inferiore e superiore

0 <= x1 <= 6

0 <= x2 <= 6

Procedura

- Codifica binaria
  - Con 10 bit si ottiene una precisione di (6-0)/(2^{10}-1), cioè 0,006 nell'intervallo (0,6).
- Passo 2
  - Valutare ogni stringa della popolazione
  - La sottostringa 1010010001 si decodifica come (2^9+2^7+2^4+2^0)=657. Il valore del parametro corrispondente è 0+(6-0)*657/1023 = 3,853
  - Per la minimizzazione: F(X)=1/(1+f(X))

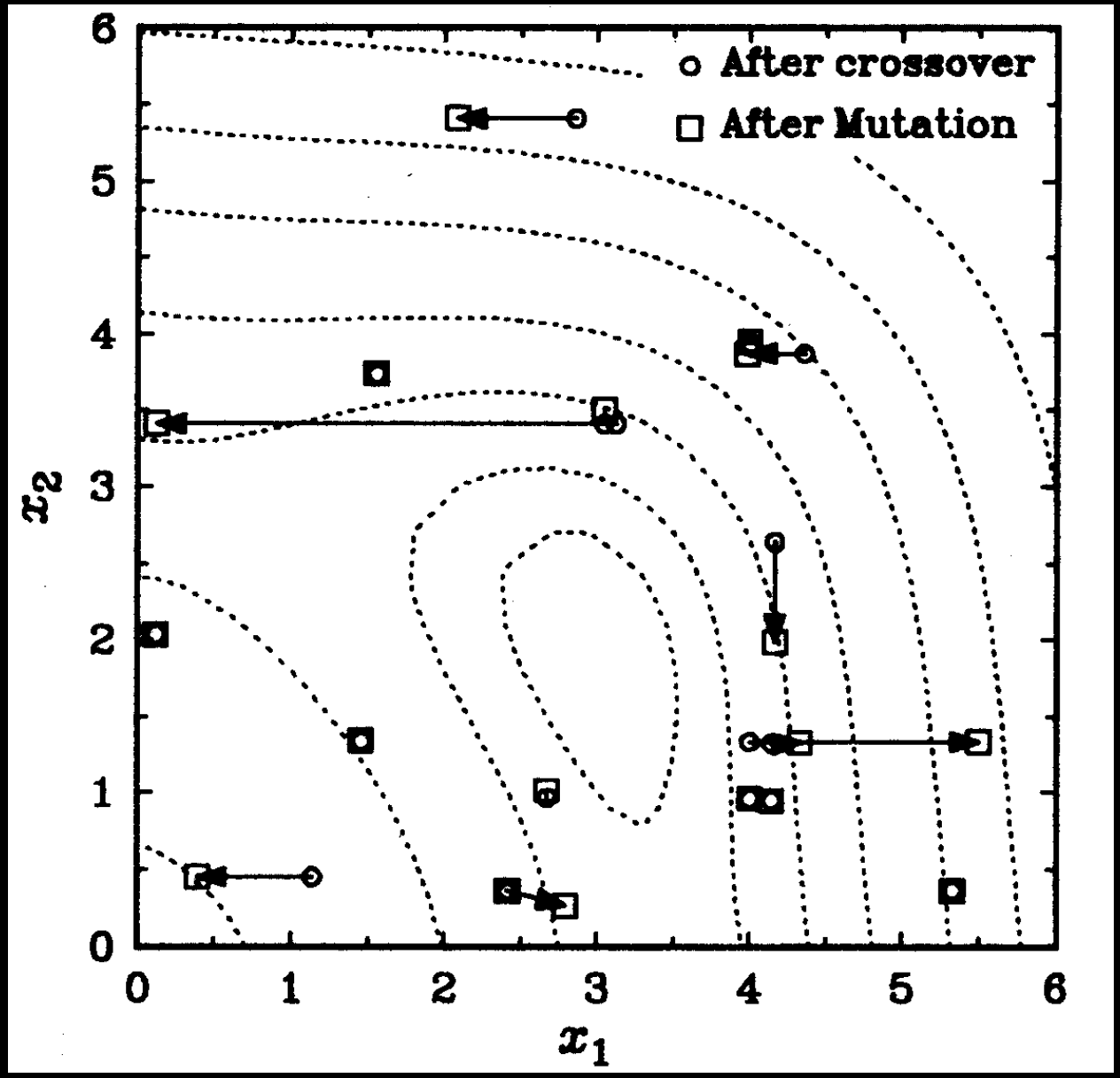
Operazioni dell'AG (passi 4-6)

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	0011000010	0.452	0.387	149.204	0.007
1110011011	0111000010	Y	12	1110011011	0111100111	1110011011	0111000111	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	1011000011	1.331	4.334	83.929	0.012
0111000010	1011000110	N		0111000010	1011000110	0110000010	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	1001000110	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

Popolazione dopo la mutazione



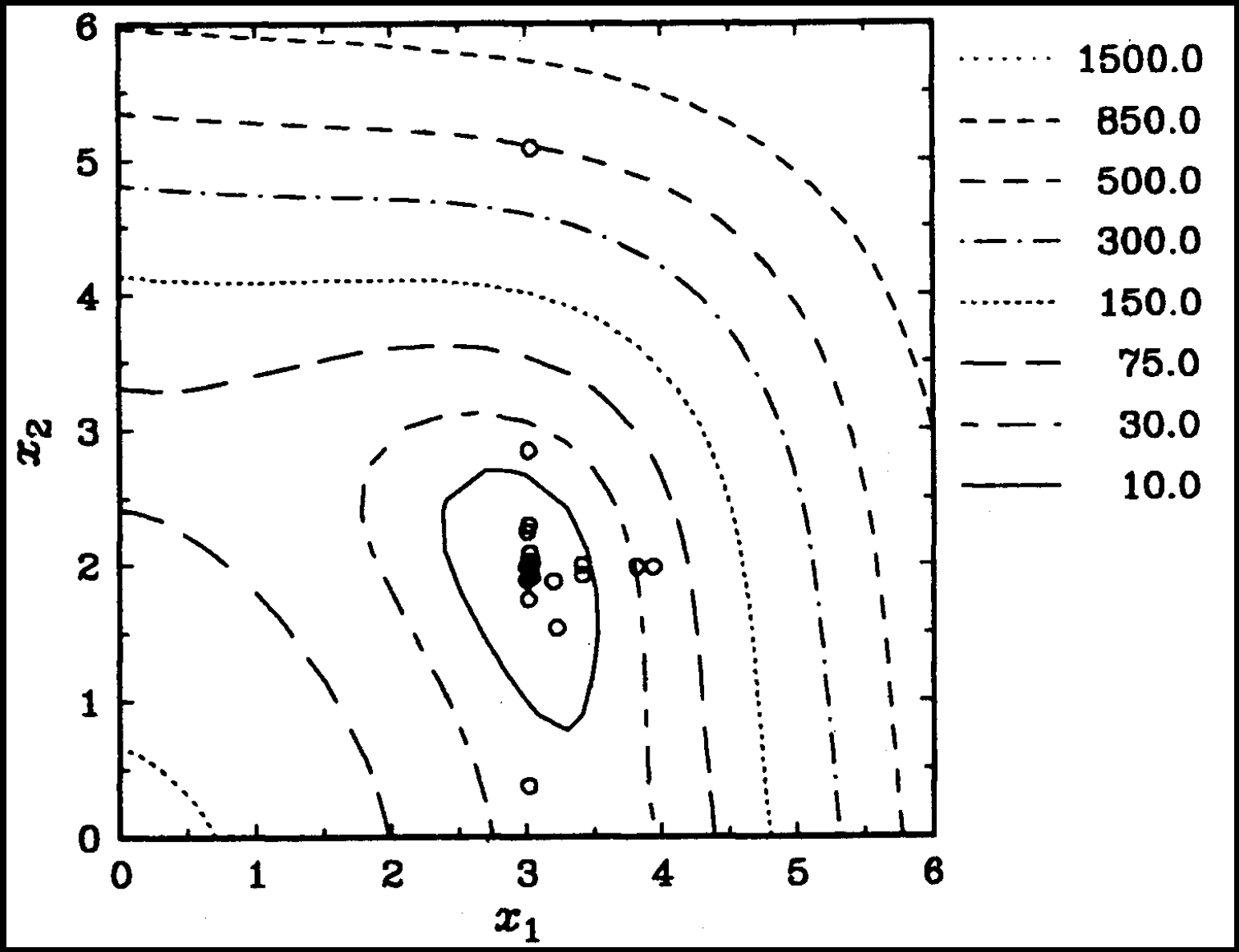
Risultati dell'AG alla 1ª generazione

Dimensione della popolazione	Valori di x_1	x_2	f(x) Valori	Stringa
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

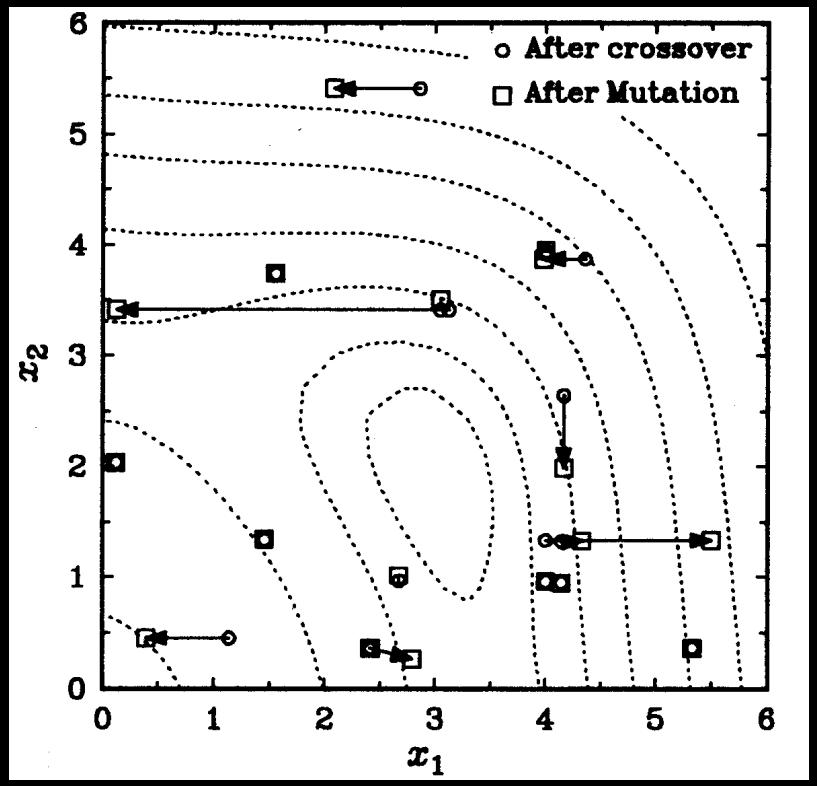
Risultati dell'AG dopo la 30ª generazione

Dimensione della popolazione	Valori di X_1	X_2	f(x) Valori	Stringa
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

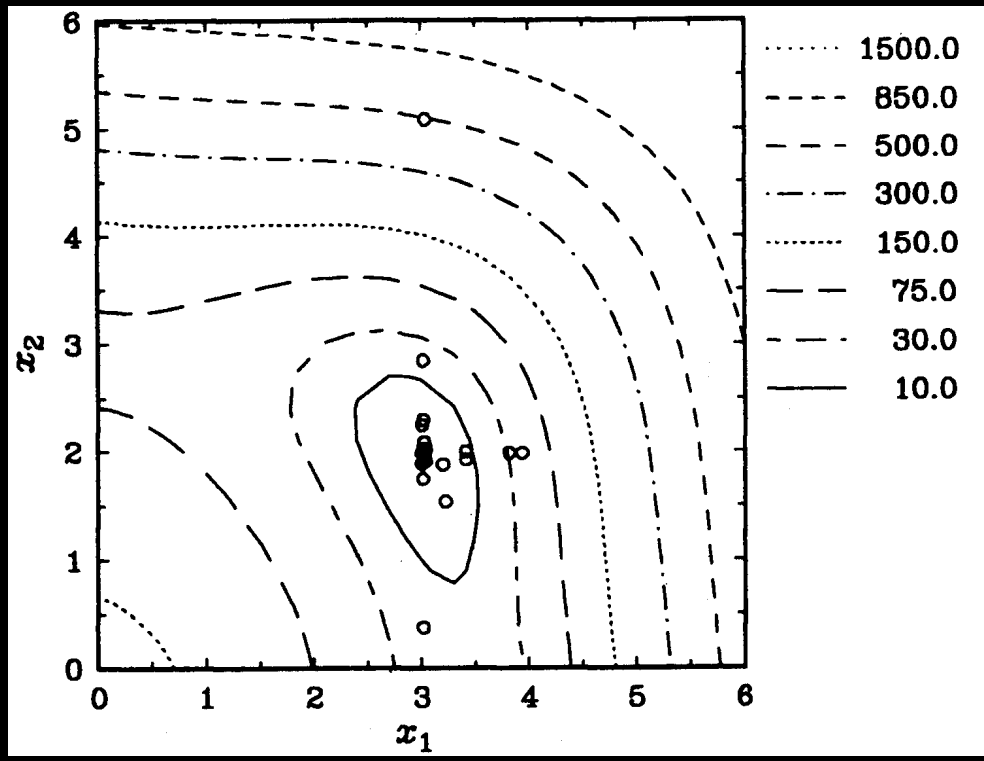
Popolazione dopo la 30ª generazione



Popolazione dopo la 1a generazione



Popolazione dopo la 30a generazione



Fonte: Deb, 2002

Risultati dell'AG

Dopo la generazione 1

Fitness max. = 1661,135
Fitness min. = 7,155 Fitness media = 354,719
N. di mutazioni = 0; n. di crossover = 0

Dopo la generazione 30

Fitness max. = 940,774
Fitness min. = 0,013 Fitness media = 110,557
N. di mutazioni = 20; n. di crossover = 245

Problema 2

- Trovare il massimo della funzione «peaks»

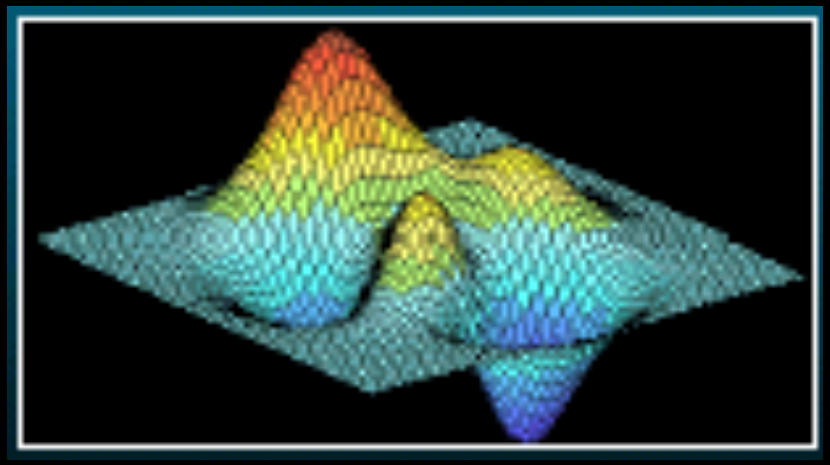
$z = f(x, y)$

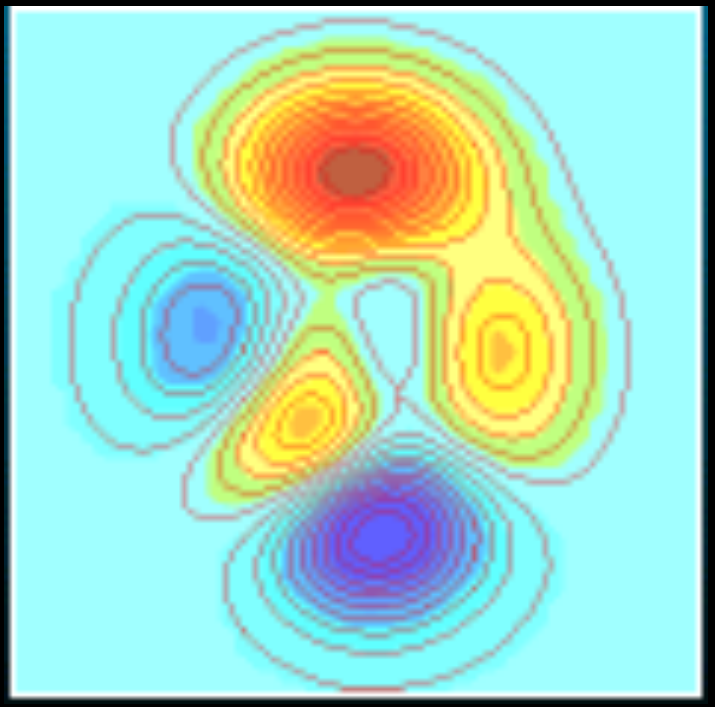
$= 3\,(1-x)^2 \exp(-x^2 - (y+1)^2)$

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

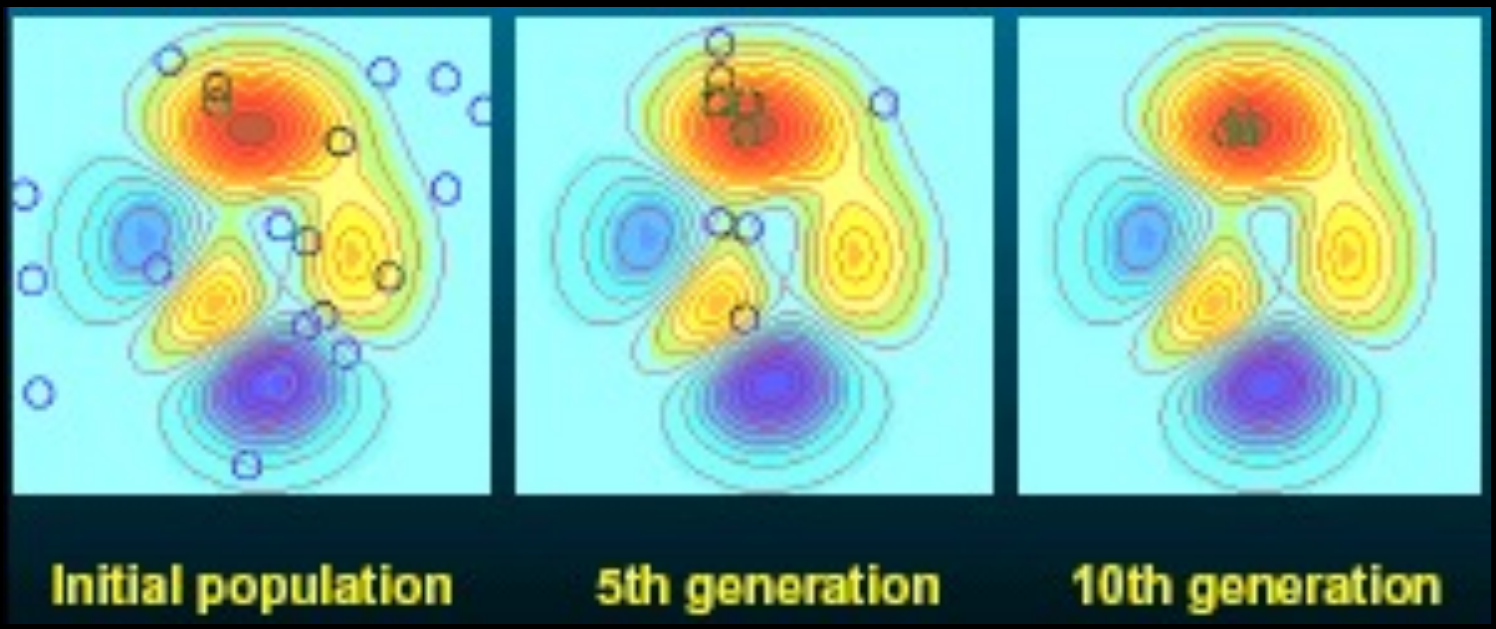
$-1/3 \exp(-(x+1)^2 - y^2)$

Grafico della funzione «peaks»





Processo dell'AG





Algoritmi genetici per l'ottimizzazione vincolata

AG per l'ottimizzazione vincolata

- Il problema vincolato viene trasformato in un problema non vincolato con il metodo delle penalità
- A una soluzione fuori dalla regione ammissibile si assegna una penalità molto alta

AG per l'ottimizzazione vincolata

- Si usa un termine di penalità con operatore

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

  - F_i è il valore di fitness
  - $f(x)$ è il valore della funzione obiettivo
  - k è il numero totale di vincoli
  - $\in$ vale -1 per la massimizzazione e +1 per la minimizzazione
  - δ_j è il coefficiente di penalità
  - ϕ_j è l'entità della violazione

Problema 1

Trovare il minimo della funzione

(funzione di Himmelblau)

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

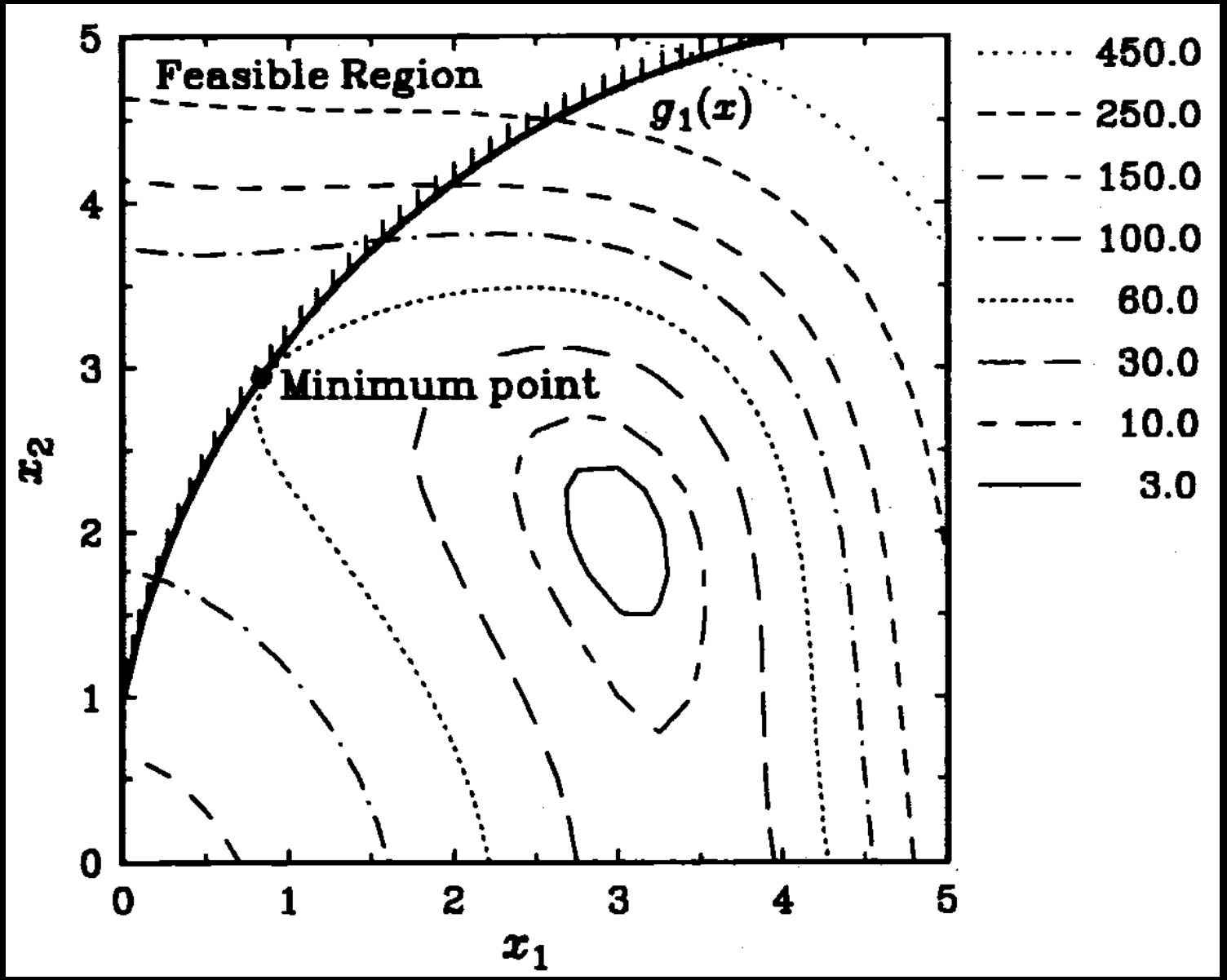
Soggetto a

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

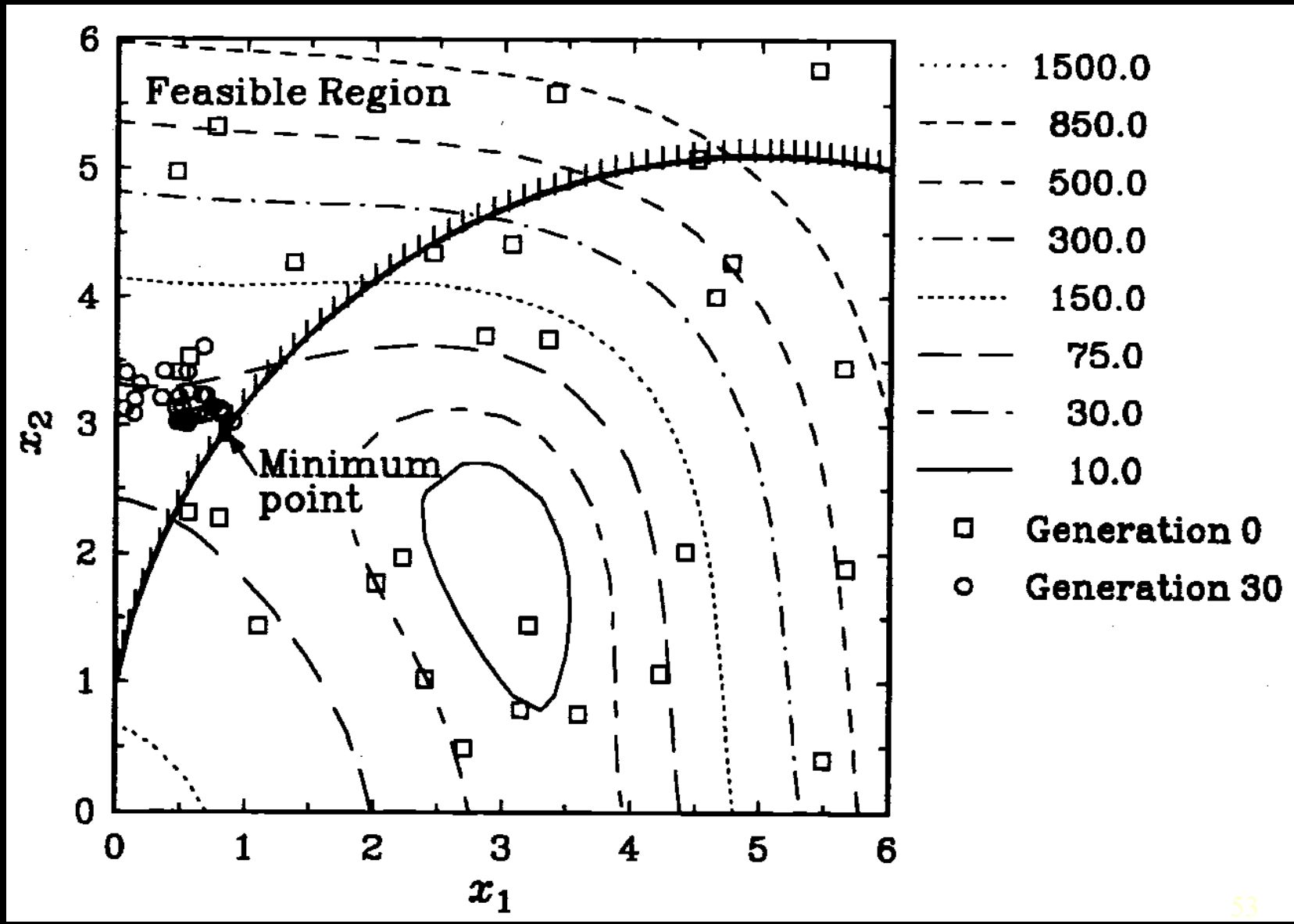
x_1 0 e x_2 0

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

Soluzione


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

Soluzione con AG





Ottimizzazione mono-obiettivo per la gestione dei serbatoi

Applicazione degli AG nell'ingegneria delle risorse idriche

- Ottimizzazione idroelettrica di un serbatoio
  - Massimizzare la produzione idroelettrica annua, con le altre richieste al serbatoio come vincoli
  - Si usa un passo mensile per dimostrare l'applicabilità degli AG
    - 12 periodi nell'anno

Descrizione dell'area di studio

- **Diga di Hirakud: progetto multiuso sul fiume Mahanadi, Stato dell'Odisha, India**
  - **Controllo delle piene, irrigazione e idroelettrico**
- **Posizione: lat. 21° 32' N; long. 83° 52' E**
- **Bacino sotteso alla diga: 83.400 km²**
- **Capacità utile: 7.189 milioni di m³**
- **Potenza installata delle turbine: 307,5 MW**
- **Superficie irrigata**
  - **Prima stagione colturale, *Kharif* : 1.565,5 km²**
  - **Seconda stagione colturale, *Rabi* : 1.084,0 km²**

Problema di ottimizzazione

Funzione obiettivo

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

$P_t = 2725\ RP_t\ h_t$

RP - acqua rilasciata per la produzione (milioni di m^3)

h - salto in metri

Vincoli

- Rilasci per la potenza garantita e capacità delle turbine

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

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

- Vincoli di domanda irrigua

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

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

Vincoli – segue

- Vincoli di continuità dell'invaso del serbatoio

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

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

Implementazione nell'AG

- Individuazione delle variabili decisionali
  - Rilascio per la produzione in ogni mese (12)
- Fissazione dei limiti inferiore e superiore
  - Il limite inferiore è la potenza garantita
  - Il limite superiore è la capacità delle turbine
- Fissazione della lunghezza della stringa binaria
  - In base alla differenza tra i limiti inferiore e superiore di ciascuna variabile decisionale
- Codifica della stringa
  - La codifica binaria si ottiene generando numeri casuali

Implementazione nell'AG – segue

- Decodifica delle variabili decisionali
  - Regola di mappatura lineare
- Calcolo della fitness
  - I valori delle variabili decisionali e il salto effettivo vengono inseriti nella funzione di fitness per valutare ogni stringa
- Operazioni dell'AG
  - Le 3 fasi delle operazioni dell'AG, cioè riproduzione, crossover e mutazione, vengono applicate alle stringhe
  - Probabilità di crossover : 0,8
  - Probabilità di mutazione : 0,006
- Ripetere fino al criterio di arresto

Limiti inferiore e superiore e lunghezza della stringa della variabile decisionale

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

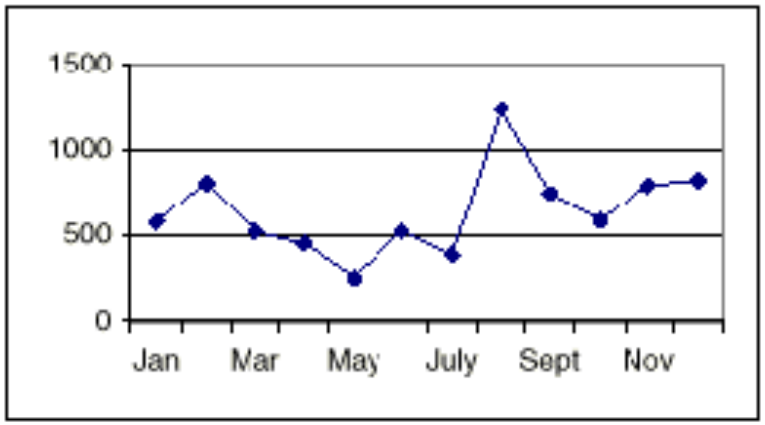
Afflussi medi e domande irrigue per mese

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

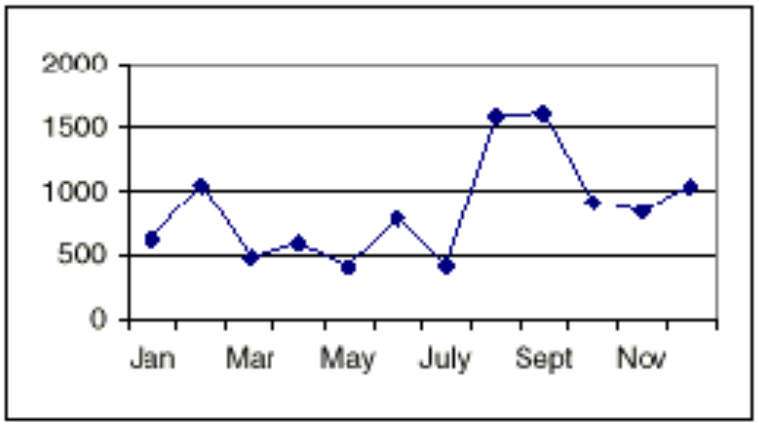
Scenari di afflusso

- Il modello è stato eseguito per quattro livelli di afflusso garantito
  - Afflussi inferiori del 40% e del 20% alla media
  - Afflussi medi e superiori del 20% alla media

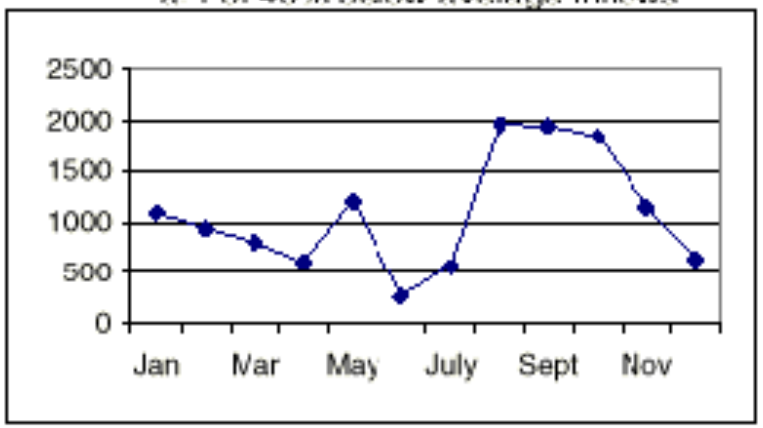
Rilasci ottimali per la produzione (Mm^3)



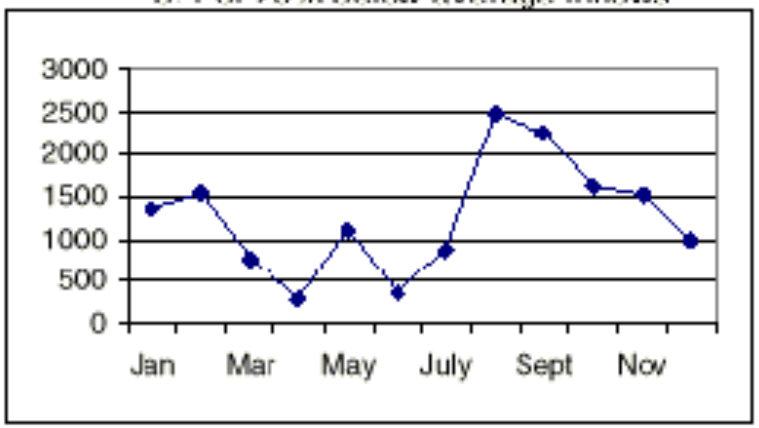
a. For 40% below average inflows



b. For 20% below average inflows



c. For average inflows



d. For 20% above average inflows



Ottimizzazione multi-obiettivo

Obiettivi multipli nella gestione dei serbatoi

- ***Un sistema di risorse idriche***
  - *comporta obiettivi in conflitto*
  - *comporta molte variabili che influenzano in modo non lineare tutte le caratteristiche e il comportamento del sistema*

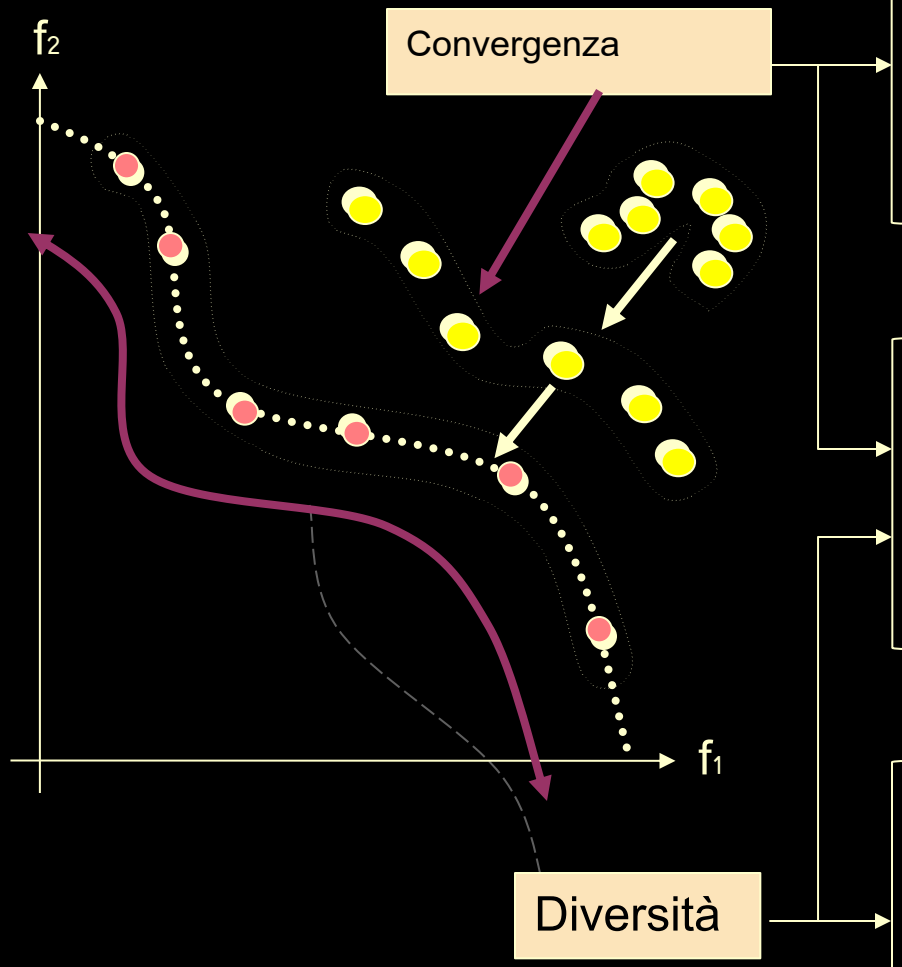


Esempi:

Gestione dei serbatoi

- Minimizzare il rischio di ***piena*** (f_1) — il più vicino possibile a 0
- Massimizzare la produzione ***idroelettrica*** (f_2) — il più alta possibile
- Minimizzare i deficit ***irrigui*** (f_3) — il più bassi possibile
- Massimizzare la ***qualità dell'acqua*** a valle (f_4) — il più alta possibile

Questioni aperte negli MOEA



- Come guidare la popolazione verso l'insieme di Pareto?
  ❶ **assegnazione della fitness**

Come evitare di perdere le soluzioni non dominate?

selezione ambientale

- Come mantenere un'approssimazione diversificata dell'insieme di Pareto?
  stima della densità



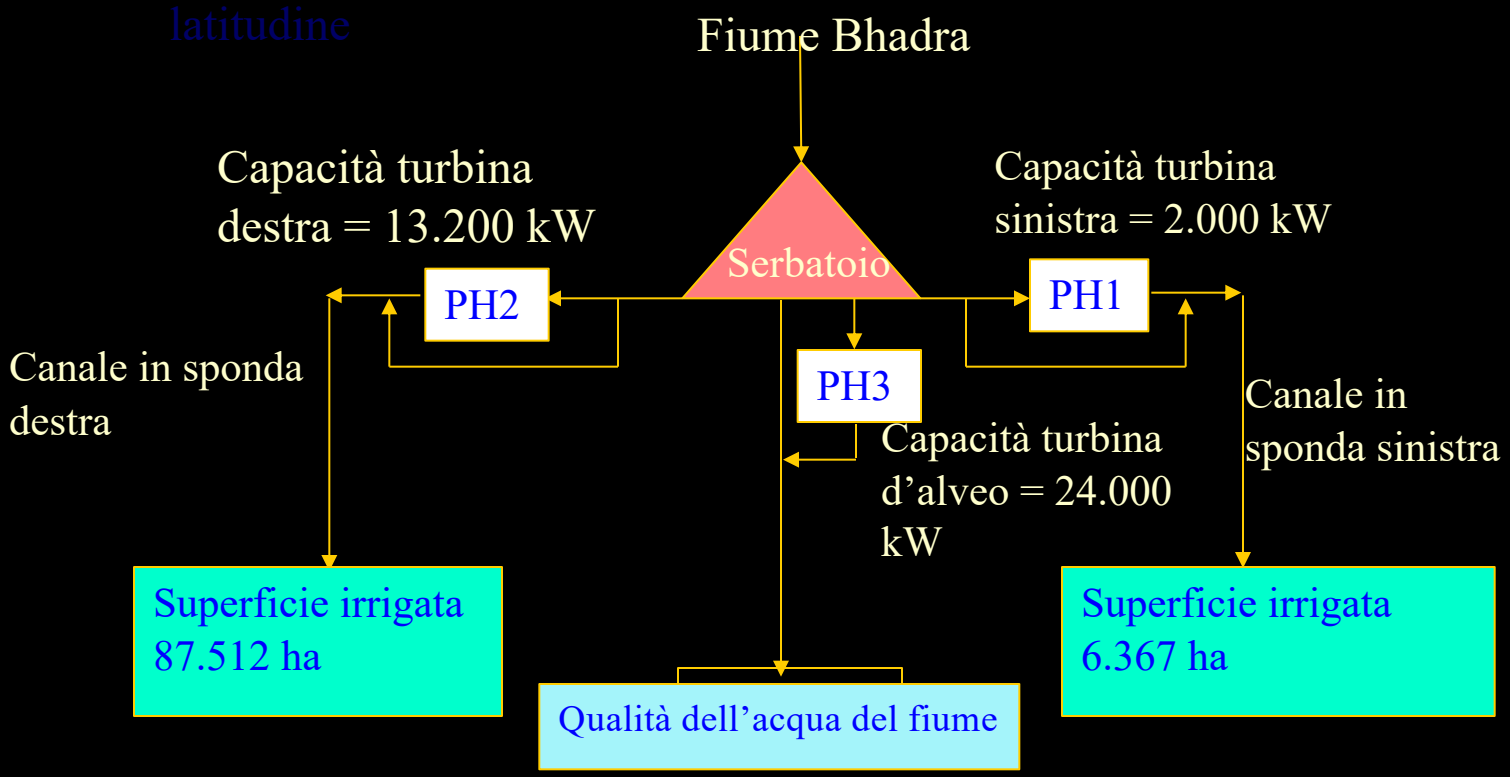
Ottimizzazione multi-obiettivo per la gestione dei serbatoi

Ottimizzazione multi-obiettivo di un sistema di serbatoi – caso di studio

Serbatoio di Bhadra – un serbatoio multiuso

- Posizione - distretto di Chikmagalur, Stato del Karnataka, India

75°38'20" di longitudine E e 13°42' N di latitudine



Schema del progetto del serbatoio di Bhadra

Modello multi-obiettivo di gestione del serbatoio

1. **Minimizzare**

Deficit irriguo (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. **Massimizzare**

Produzione idroelettrica (f_2):

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

Soggetto a vincoli su

- **dinamica del sistema**
- **limiti di invaso**
- **limiti massimi di produzione**
- **domande irrigue e**
- **requisiti di qualità dell'acqua**

Vincoli

Vincoli di continuità dell'invaso del serbatoio

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

Vincoli sui limiti di invaso

$$S_{min} \le S_t \le S_{max}$$ per ogni t=1, 2,…,12

Limiti di capacità delle turbine

$$p\, R_{1,t}\, H_{1,t} \le E_{1,max}$$
$$p\, R_{r,t}\, H_{2,t} \le E_{2,max}$$ per ogni t=1, 2,…,12
$$p\, R_{3,t}\, H_{3,t} \le E_{3,max}$$

Limiti di capacità dei canali

$$R_{1,t} \le C_{1,max}$$
$$R_{2,t} \le C_{2,max}$$ per ogni t=1, 2,…,12

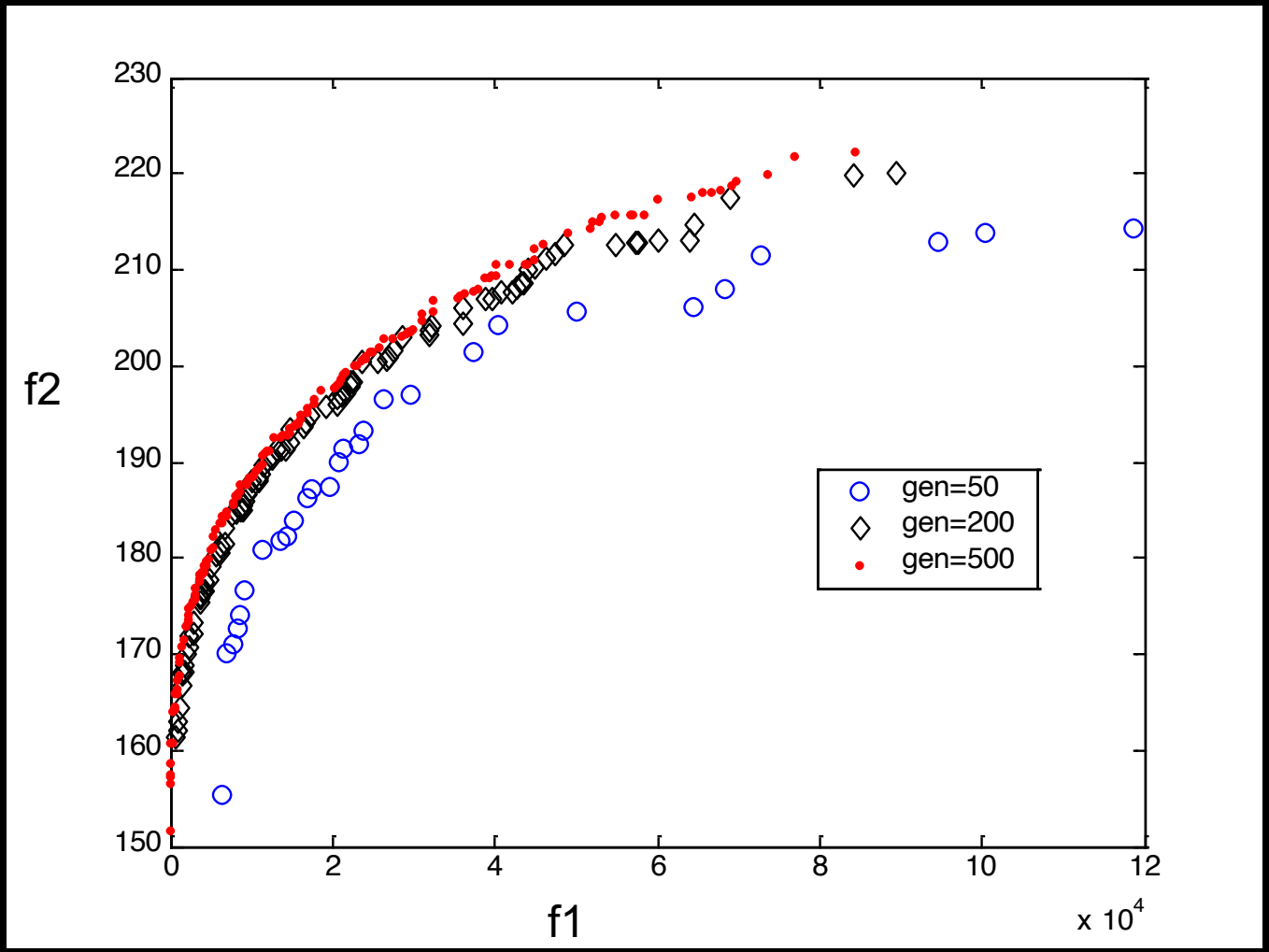
Domande irrigue

$$D1_{min,\,t} \le R_{1,t} \le D1_{max,\,t}$$
$$D2_{min,\,t} \le R_{2,t} \le D2_{max,\,t}$$ per ogni t=1, 2,…,NT

Requisiti di qualità dell'acqua

$$R_{3,t} \ge MDT_t$$ per ogni t=1, 2,…,NT

Soluzione Pareto-ottimale per la gestione del serbatoio



Miglioramento del fronte di Pareto nel corso delle iterazioni.

f1 è il deficit irriguo annuo al quadrato; f2 l'energia idroelettrica prodotta in MkWh

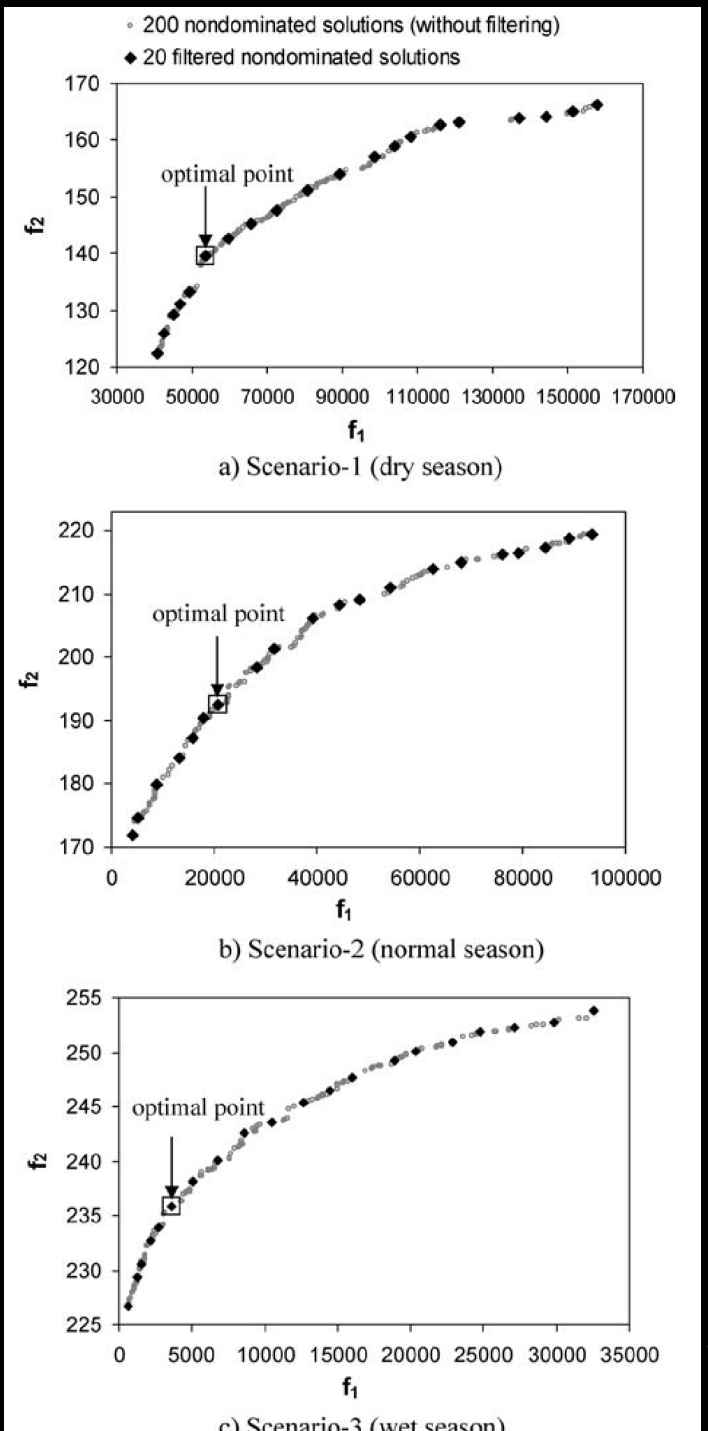
Applicazione del modello

Il modello MOGA è risolto per tre scenari di afflusso al serbatoio

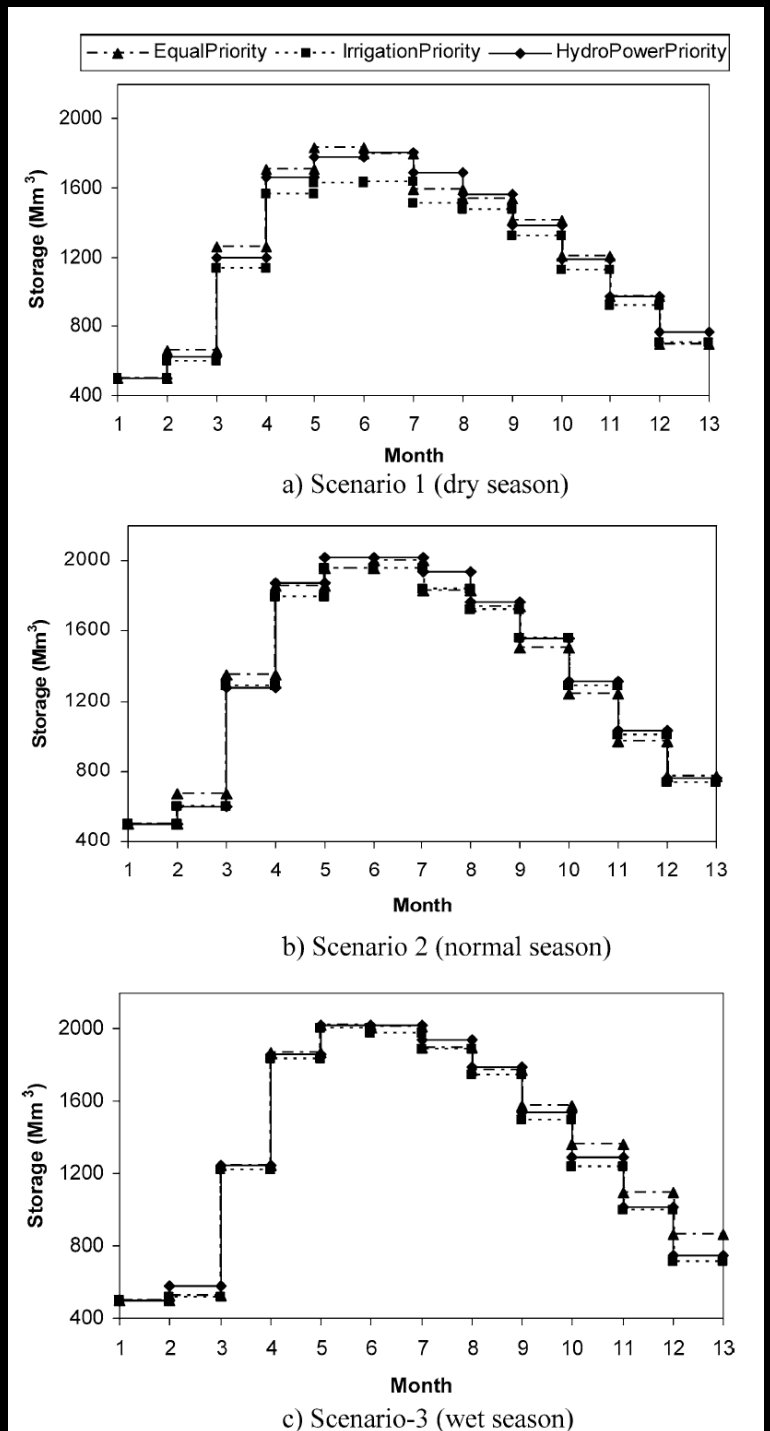
Scenario 1: Mean monthly inflows – 0.5* SD
Scenario 2: Mean monthly inflows
Scenario 3: Mean monthly inflows + 0.5* SD
where SD = standard deviation of monthly inflows.

Fronte di Pareto che mostra il compromesso tra irrigazione (f_1) e idroelettrico (f_2) per diversi scenari di afflusso.

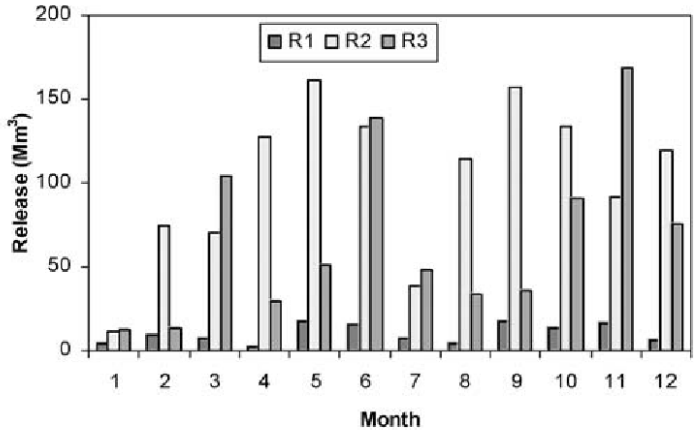
f_1 = somma dei deficit irrigui al quadrato,
$(Mm^3)^2$;
f_2 = energia idroelettrica prodotta, (MkWh)



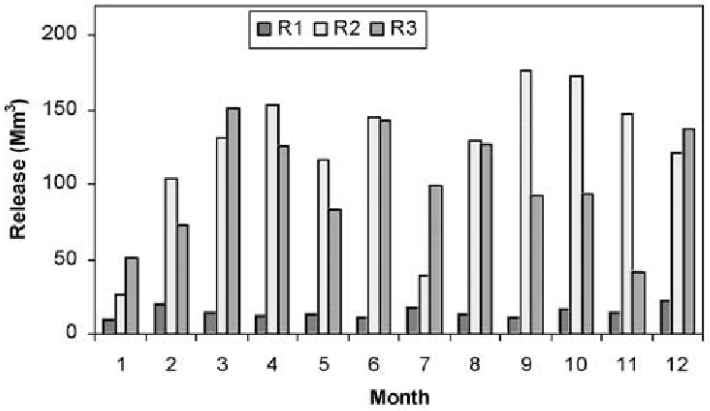
Regole di gestione del serbatoio per diversi scenari di afflusso, con gli invasi iniziali nelle diverse situazioni,
cioè pari priorità, priorità solo all'irrigazione e
priorità solo all'idroelettrico.



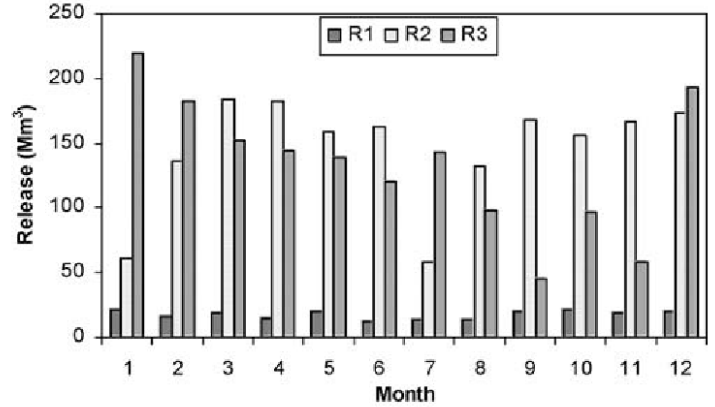
Politica ottimale di rilascio nel caso di pari priorità, con rilasci in Mm^3 per il
canale in sponda sinistra (R1),
canale in sponda destra (R2) e
alveo del fiume (R3)
nei diversi scenari di afflusso.



a) Scenario 1 (dry season)



b) Scenario-2 (normal season)



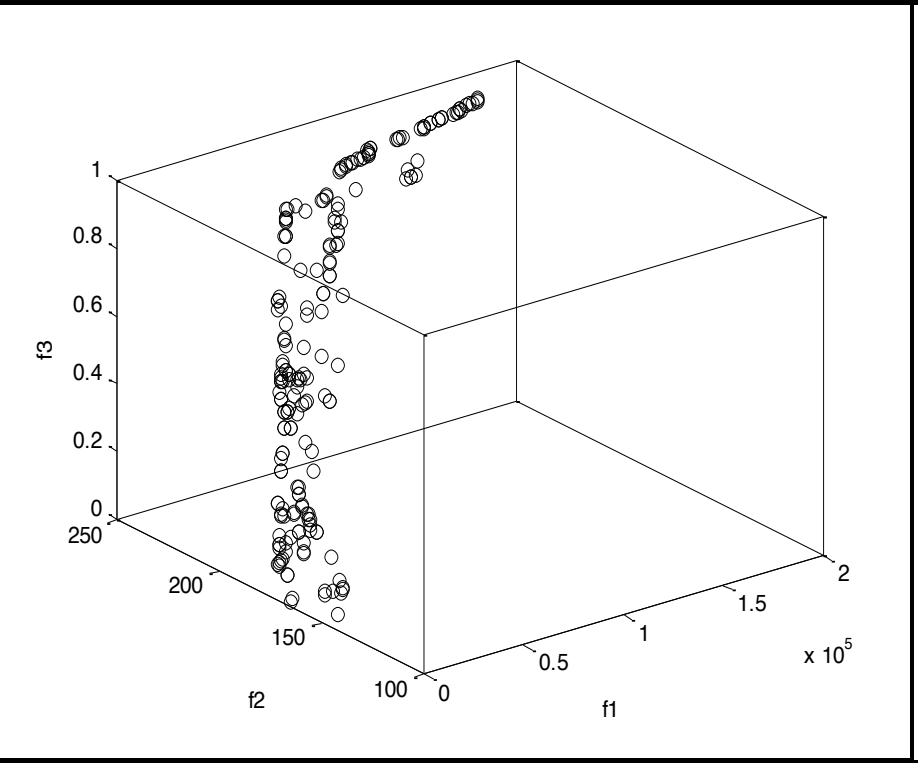
c) Scenario-3 (wet season)

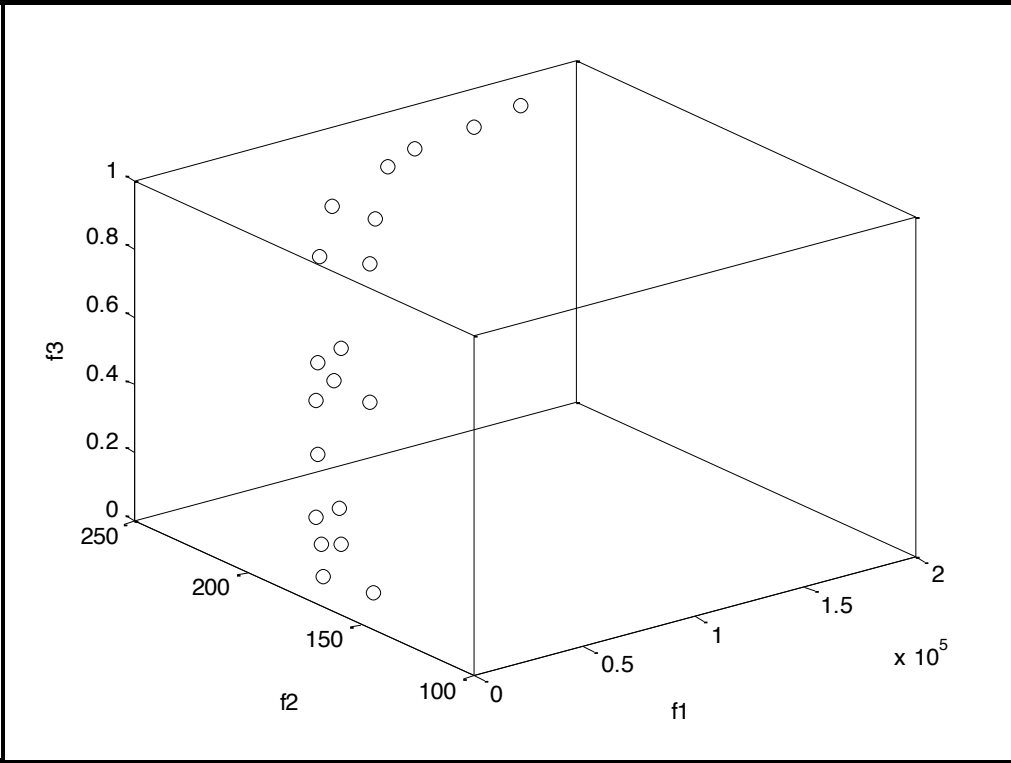
Gestione multi-obiettivo del serbatoio

Soluzioni Pareto-ottimali generate (200)

f1 - deficit irriguo
f2 – idroelettrico
f3 – qualità dell'acqua

Tecnica di clustering k-means per ridurre il grande insieme a soluzioni Pareto-ottimali rappresentative



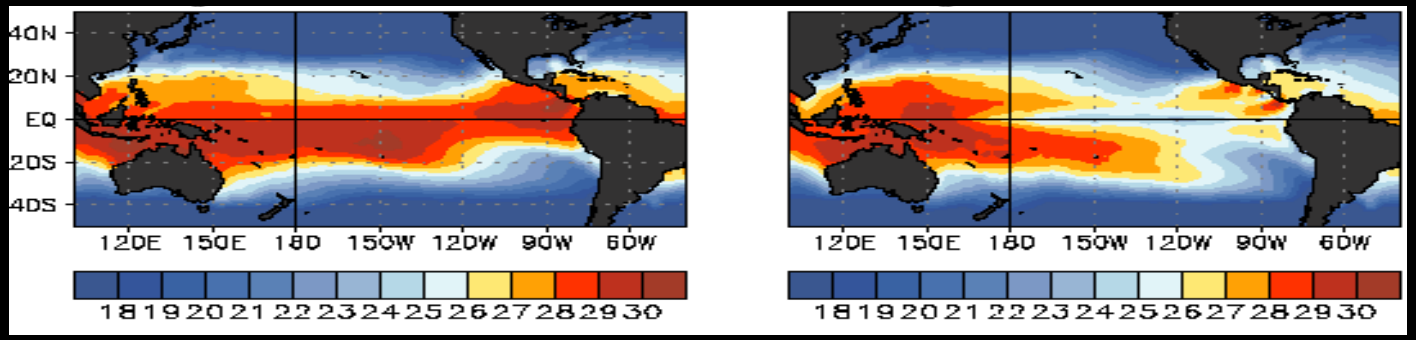


Previsione degli afflussi ai serbatoi con approcci a reti neurali considerando la variabilità climatica

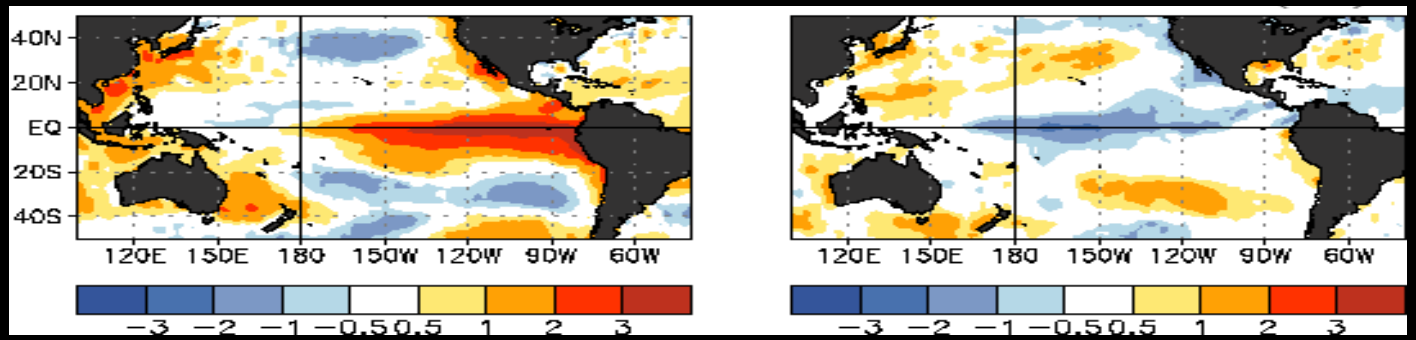
El Niño-Oscillazione meridionale (ENSO)

Condizione di El Niño

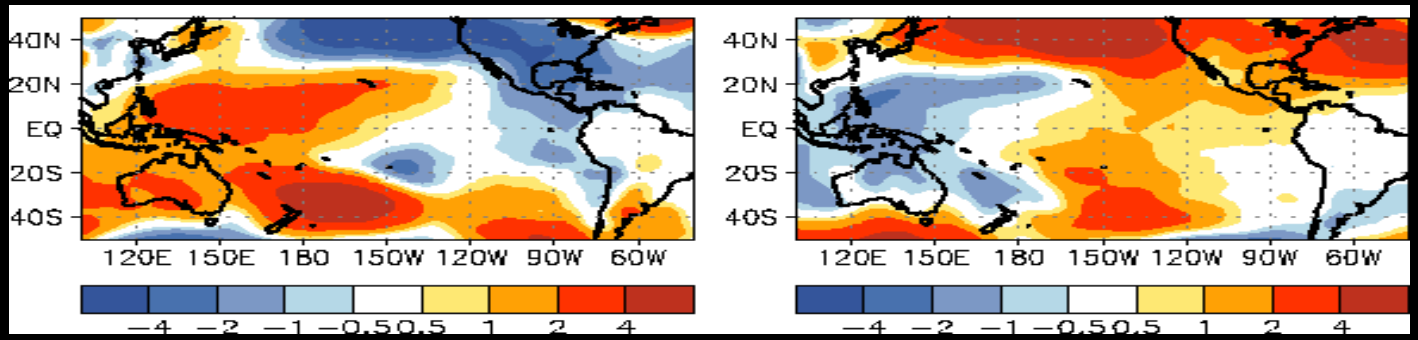
Condizione di La Niña



SST (°C)



Anomalia di SST (°C)



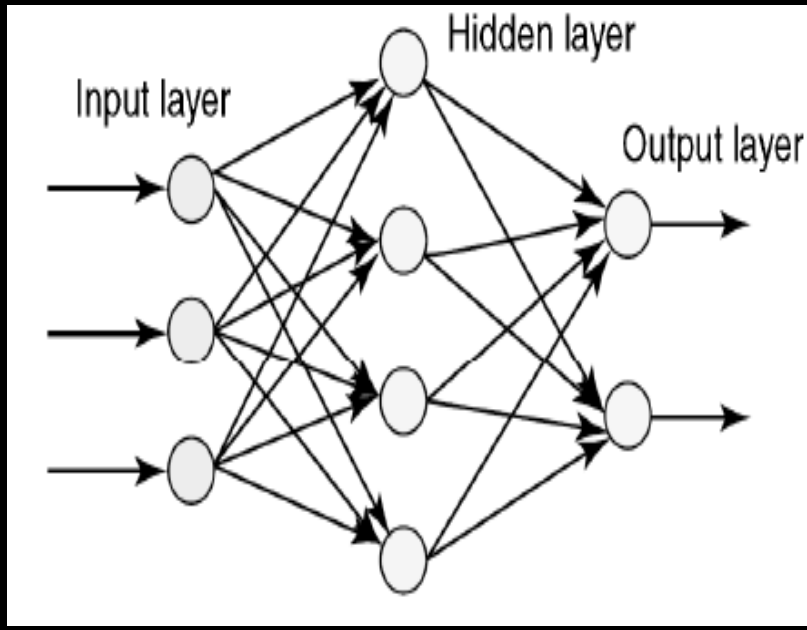
Anomalia di pressione (mb)

Reti neurali artificiali (RNA)

Caratteristiche delle RNA standard:

-Apprendimento supervisionato con addestramento batch

-Algoritmo di backpropagation: tecnica di discesa del gradiente che minimizza la funzione di errore della rete.



RNA multistrato feed-forward

-Funzione di attivazione: Tangente sigmoide

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

-Misura di prestazione: MSE

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

Reti neurali PSO (RN-PSO)

Qui le variabili decisionali sono pesi e bias della rete

Passo 1. Inizializzare i parametri
Passo 2. Generare la popolazione iniziale
Passo 3. Valutare la funzione di fitness
Passo 4. Eseguire le operazioni EMPSO sulle variabili decisionali
Passo 4. Verificare i criteri di arresto

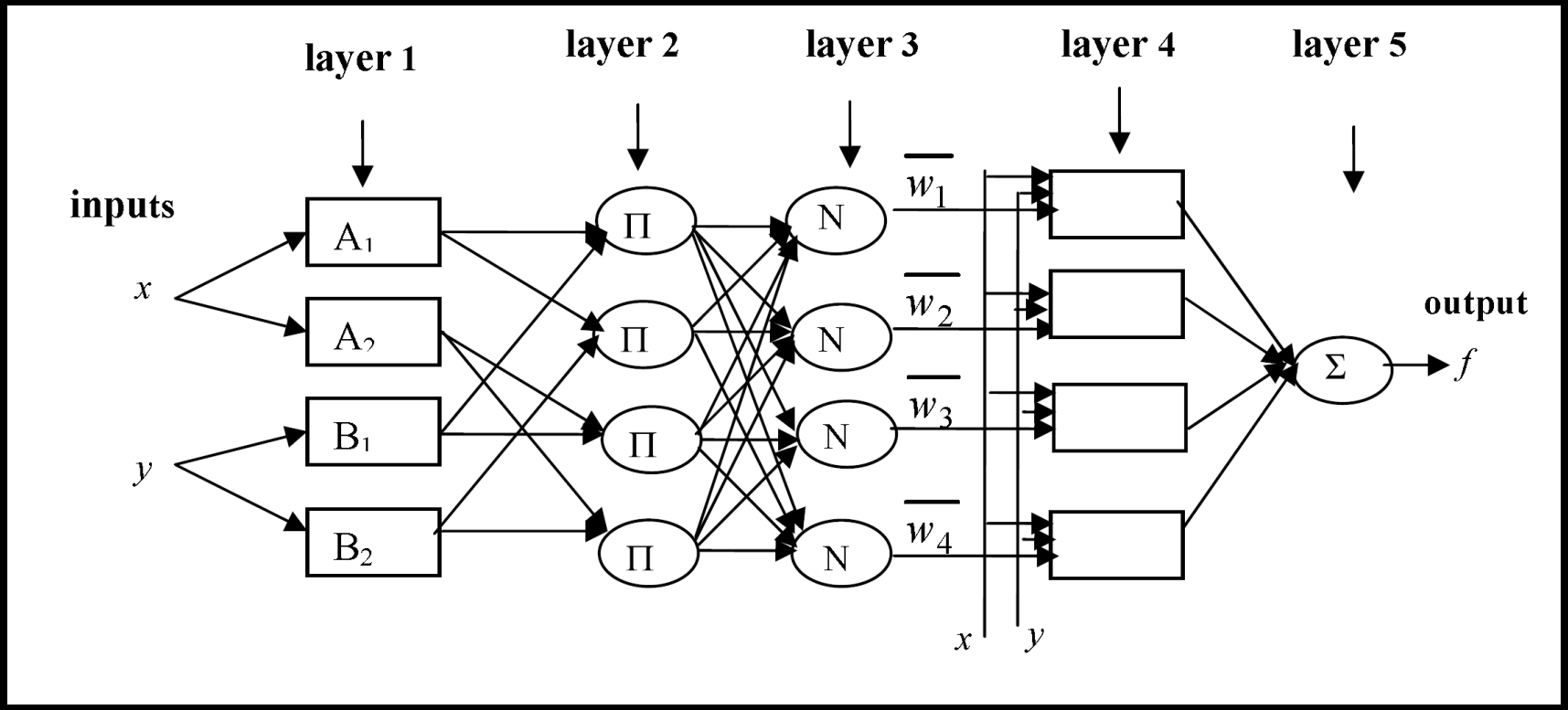
-Funzione di attivazione:
Tangente sigmoide

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

-Misura di prestazione: MSE

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

Sistema di inferenza neuro-fuzzy adattivo (ANFIS)



Strato 1: premesse (nodi di input)

Strato 2: implicazione (nodi delle regole)

Strato 3: normalizzazione (nodi di media)

Strato 4: conseguenti (nodi conseguenti)

Strato 5: output (nodi di output)

ANFIS

Strato 1: premesse (nodi di input)

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

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

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

Strato 2: implicazione (nodi delle regole)

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

Strato 3: normalizzazione (nodi di media)

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

Strato 4: conseguenti (nodi conseguenti)

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

Strato 5: output (nodi di output)

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

Addestramento di ANFIS

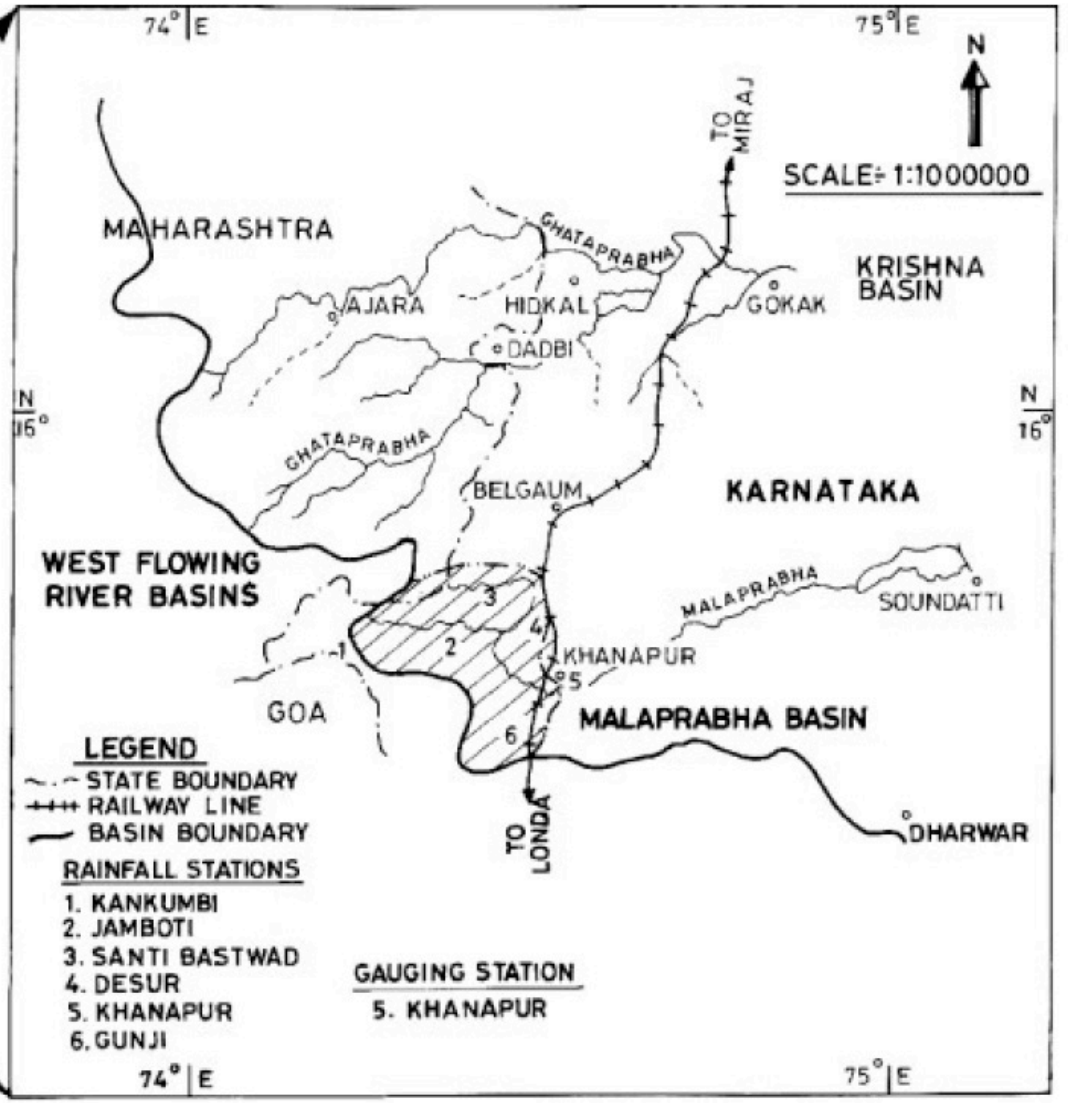
•Nella prima fase, durante il passaggio in avanti, il metodo dei minimi quadrati identifica i parametri conseguenti, mentre i parametri antecedenti (parametri delle funzioni di appartenenza) sono considerati fissi per il ciclo corrente sul set di addestramento

•Si calcola l'errore tra dati osservati e modello addestrato e i segnali di errore vengono propagati all'indietro. La discesa del gradiente aggiorna e affina i parametri delle premesse minimizzando la funzione di costo quadratica complessiva, mentre i parametri conseguenti restano fissi

Caso di studio

Previsione degli afflussi al serbatoio di Malaprabha





Modelli di previsione degli afflussi

Modello di previsione degli afflussi annui

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

Modello di previsione degli afflussi mensili

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

Modello di previsione degli afflussi decadali

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

Criteri dei modelli

- Periodicità
- Pre-elaborazione dei dati
- Criteri di arresto

Misure di prestazione

Errore quadratico medio (radice)

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

Errore assoluto medio

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

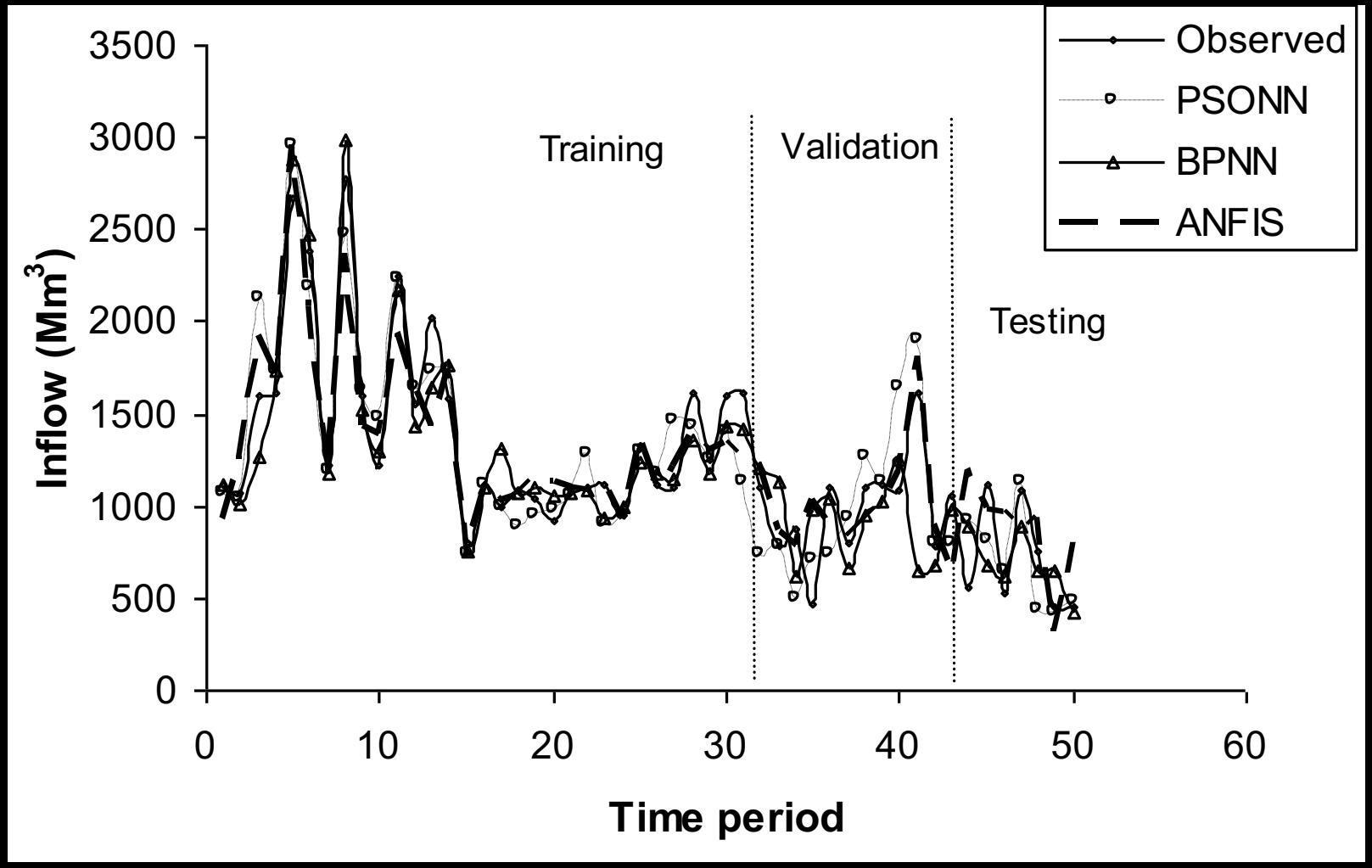
Coefficiente di correlazione

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

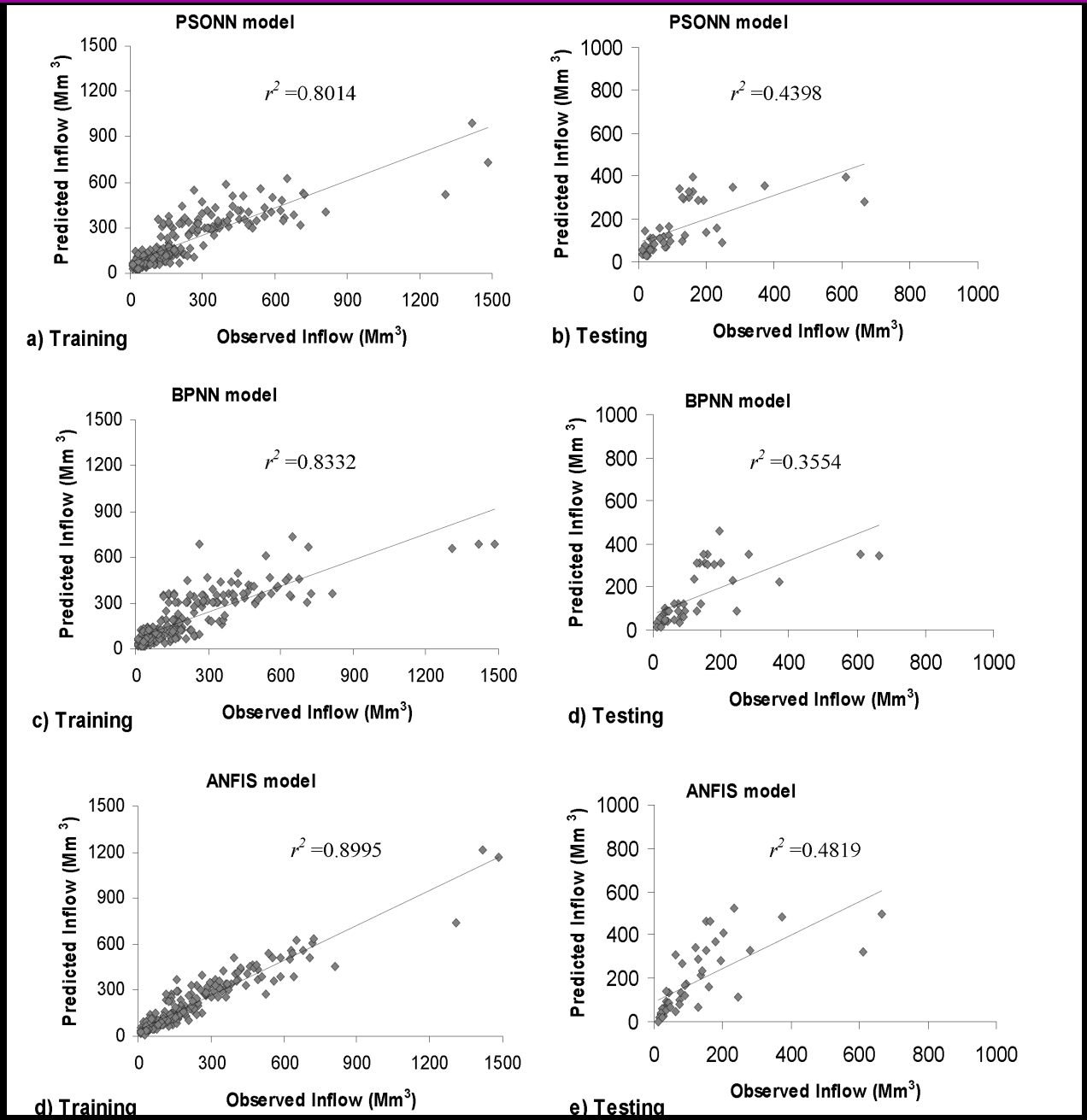
Coefficiente di efficienza di Nash-Sutcliffe

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

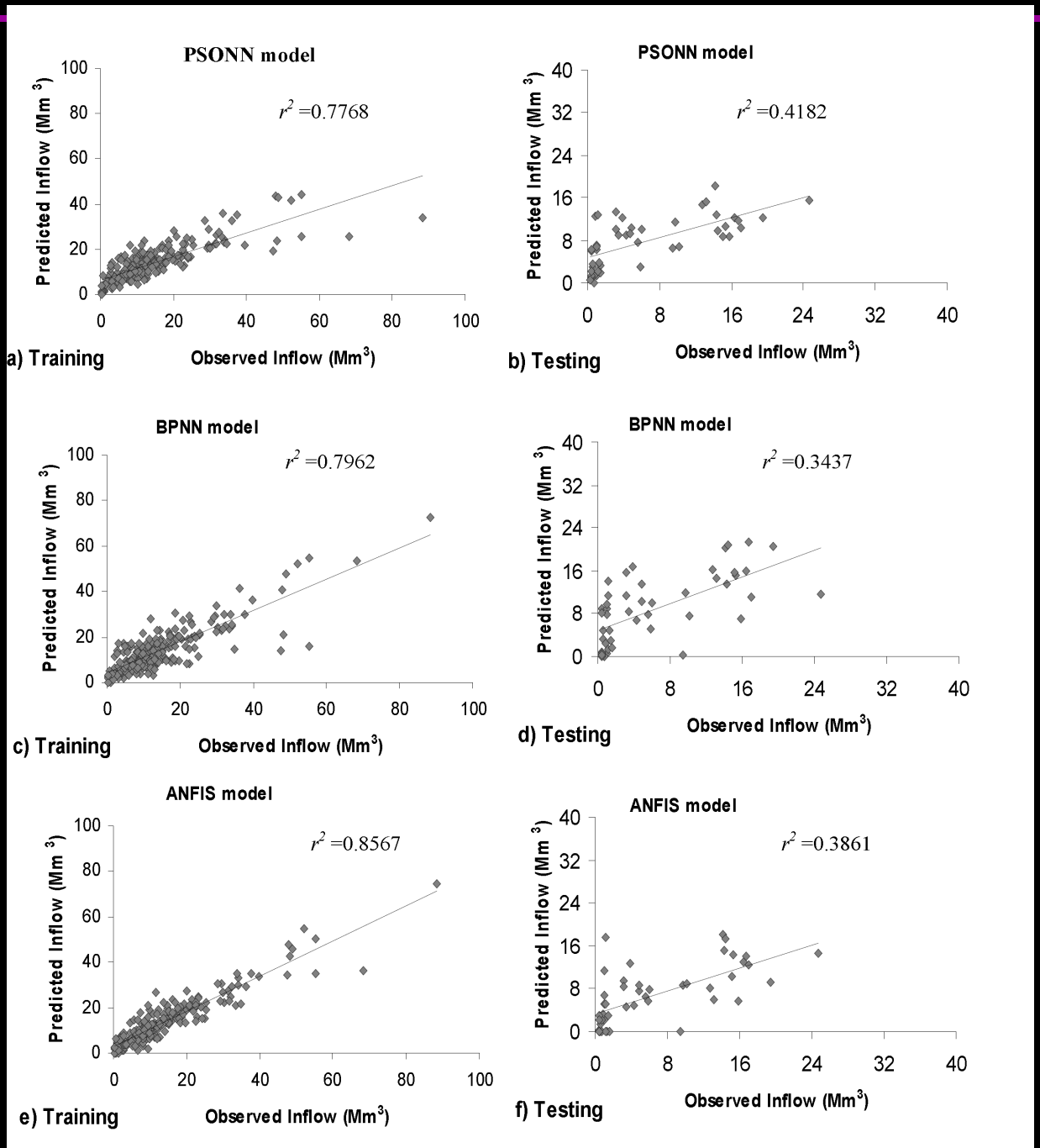
Risultati del modello per la previsione degli afflussi annui



Previsioni del modello mensile per la stagione dei monsoni



Previsioni del modello mensile per la stagione secca



Statistiche di prestazione

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

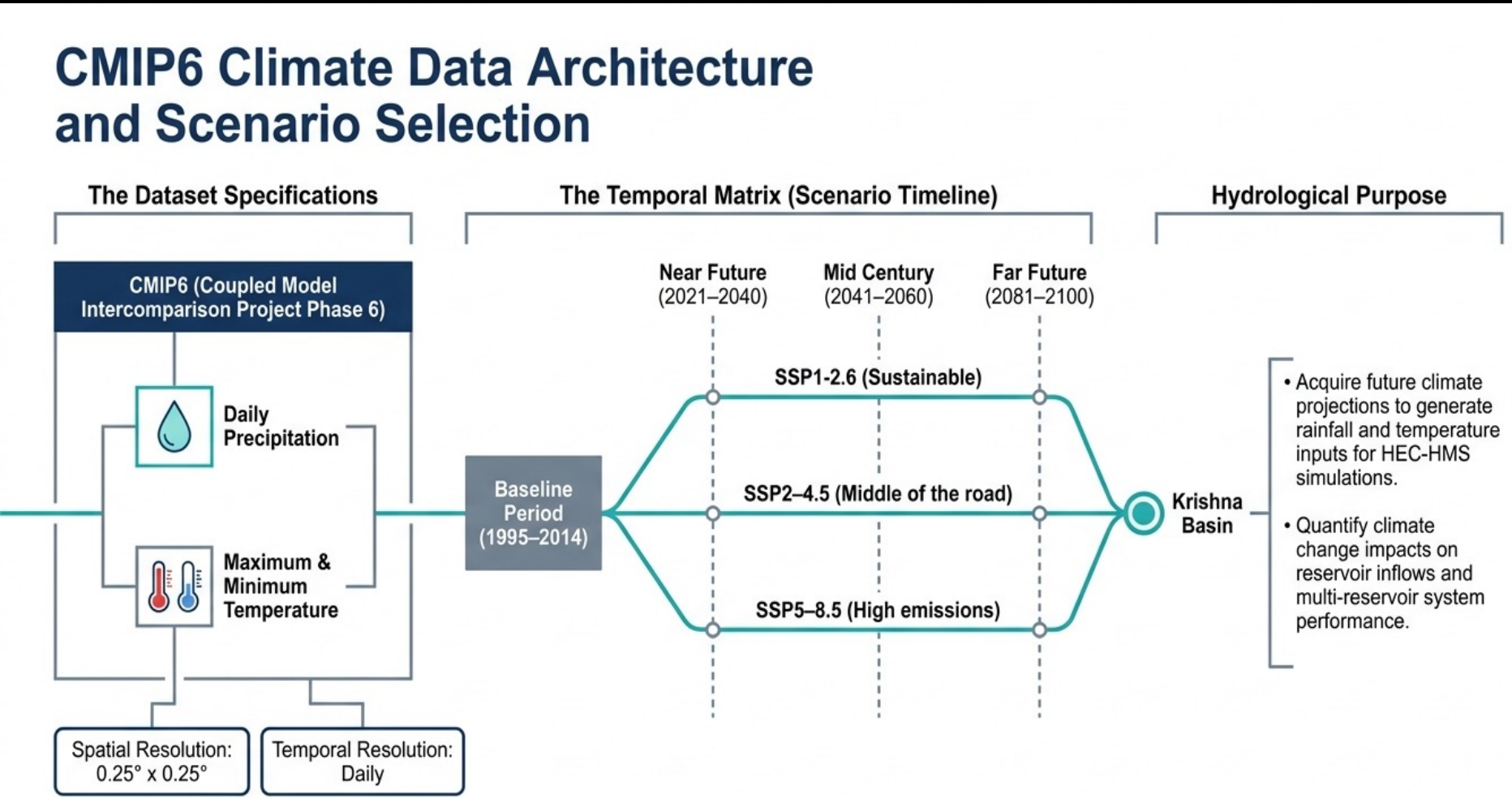
Gestione del serbatoio in tempo reale

Prevedere gli afflussi annui a inizio stagione

Decidere la gestione ottimale del serbatoio con il modello multi-obiettivo

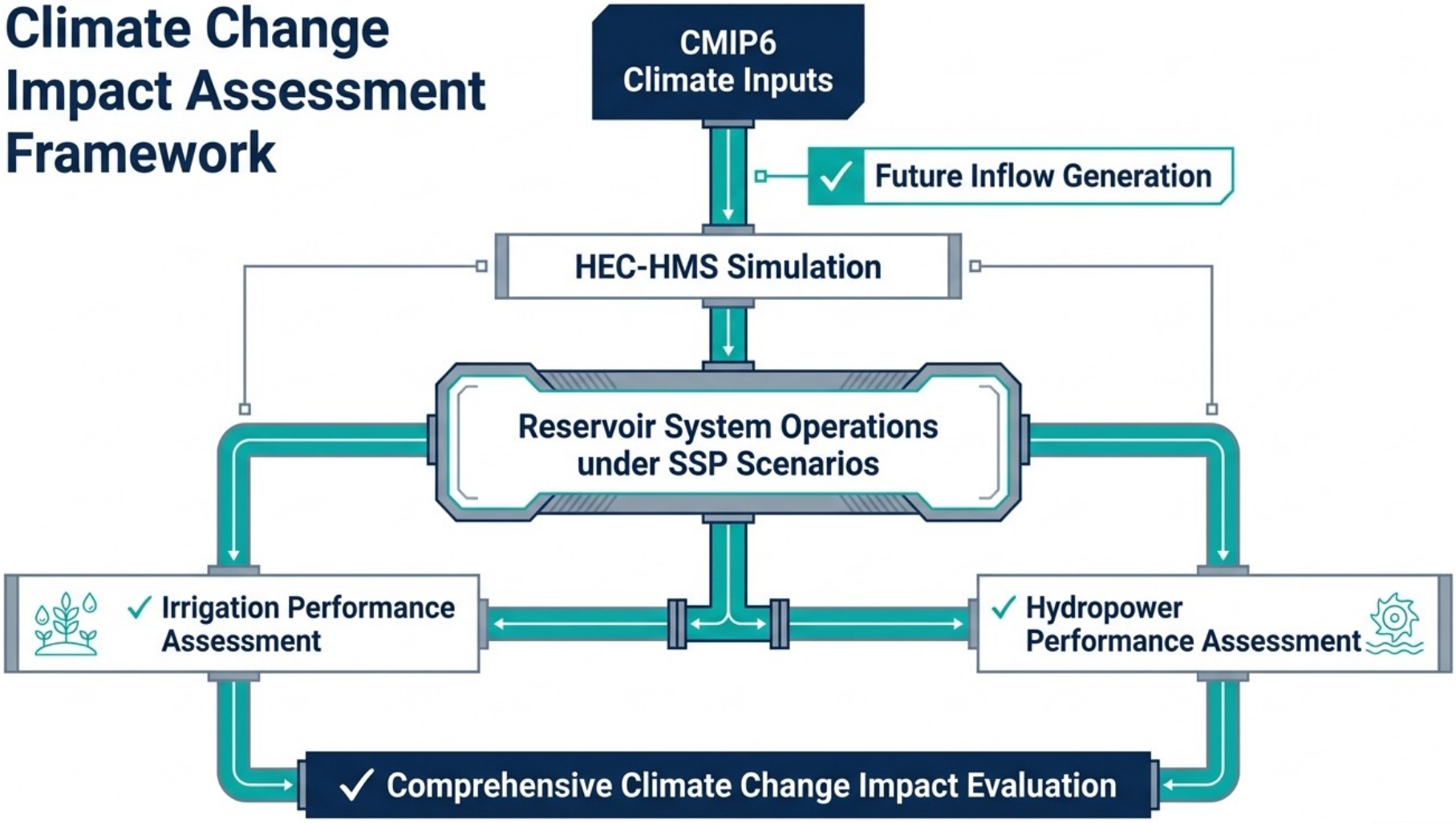
Attuare la gestione del serbatoio in tempo reale ↔

- Previsioni decadali degli afflussi con il modello RN-PSO
- Modello di gestione ottimale del serbatoio
- Tecnica EM-PSO per l'ottimizzazione



CMIP6 - Coupled Model Intercomparison Project, fase 6
SSP - percorsi socioeconomici condivisi
SSP 4.5 - SSP con forzante radiativo obiettivo di 4,5 W/m²

Climate Change Impact Assessment Framework



Conclusioni

- Gli algoritmi genetici sono potenti tecniche di ottimizzazione non lineare
- Possono essere usati per la gestione ottimale multi-obiettivo dei sistemi di serbatoi
- Diverse forme di RNA hanno un ruolo cruciale nella previsione degli afflussi per la gestione dei serbatoi in tempo reale

Prospettive

- CNN (1D e 2D)
- Reti Transformer
- IA per il data mining
- PINN
- IA spiegabile

- Sistema di supporto alle decisioni basato sull'IA per una gestione ottimale dei serbatoi integrata e 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

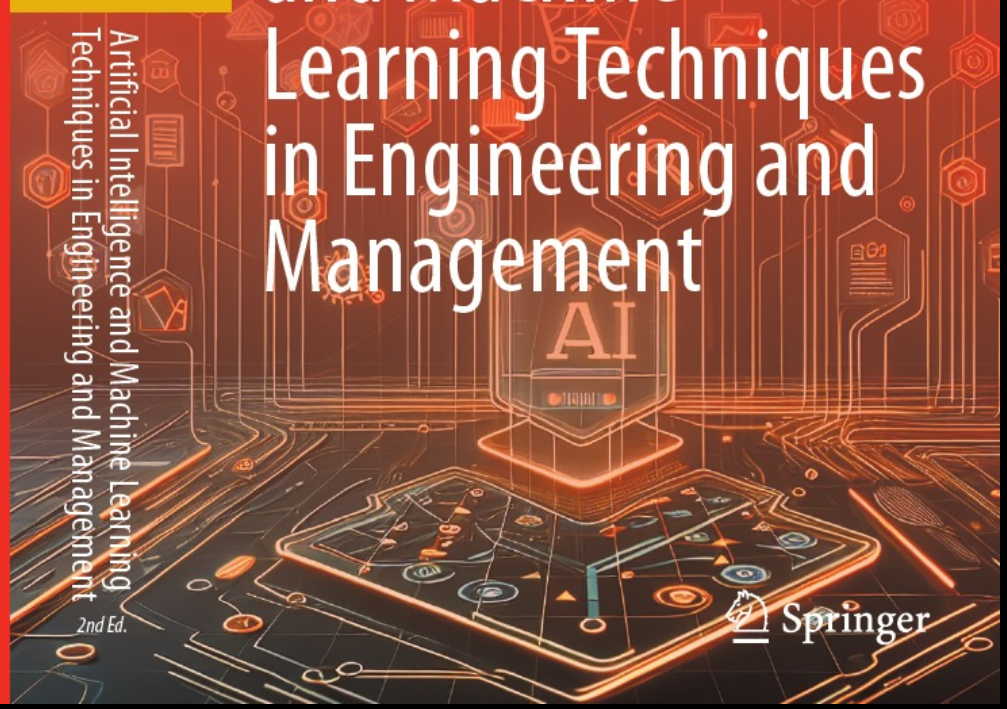


▶ springer.com

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



Grazie

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