

Università degli Studi di Bologna  
Corso di Calcolo Numerico  
Homework 2 – Gradient Descent e Stochastic Gradient Descent  
Studente: Luca Argentino  
Matricola: 0001161779

---

## 1 Metodo del Gradiente (GD) passo fisso e backtracking

### Implementazione Python

```
1 def backtracking(f, gradf, x):
2
3     alpha = 1.0
4     rho = 0.5
5     c = 1e-4
6
7
8     while f(x - alpha * gradf(x)) > f(x) - c * alpha * np.linalg.norm(gradf(x))
9         **2:
10        alpha *= rho
11        if alpha < 1e-10:
12            print("Backtracking interrotto: passo troppo piccolo")
13            break
14
15
16
17 def GD(f, gradf, x0, x_true, use_backtracking, maxit=15000, tol=1e-6,
18       tolx=1e-5, alpha_fixed=0.1):
19
20     k = 0
21     x = x0
22
23
24     errore = np.zeros((maxit,))
25     fun = np.zeros((maxit,))
26     grad = np.zeros((maxit,))
27
28
29     errore[k] = np.linalg.norm(x_true - x) / np.linalg.norm(x_true)
30     fun[k] = f(x)
31     grad[k] = np.linalg.norm(gradf(x))
32
33
34     condizione = True
35     reason = ""
36
37     while condizione:
38
39         if k >= maxit - 1:
40             reason = "Iterazioni massime raggiunte"
41             condizione = False
42         else:
43
44             if use_backtracking :
45
46                 alpha = backtracking(f, gradf, x)
```

```

48
49     else :
50         alpha = alpha_fixed
51
52
53
54     x_new = x - alpha * gradf(x)
55
56     errore[k] = np.linalg.norm(x_true - x_new) / np.linalg.norm(x_true)
57     fun[k] = f(x_new)
58     grad[k] = np.linalg.norm(gradf(x_new))
59
60     if np.linalg.norm(gradf(x_new)) <= tol_f:
61         reason = "Gradiente piccolo (convergenza)"
62         condizione = False
63
64     elif np.linalg.norm(x_new - x) <= tol_x:
65         reason = "Iterati molto vicini (punto stazionario)"
66         condizione = False
67
68     x = x_new
69     k = k + 1
70
71     errore = errore[:k+1]
72     fun = fun[:k+1]
73     grad = grad[:k+1]
74
75 return x, k, errore, fun, grad, reason

```

## 2 Test su funzioni di prova

Funzioni testate:

- (a) Quadratica semplice,
- (b) Rosenbrock,
- (d) Minimi quadrati,
- (f) Funzione logaritmica

Per ogni test si includono grafici di convergenza, superficie/curve di livello e tabelle dei risultati.

## 2.1 (a) Quadratica semplice

$$f(x_1, x_2) = (x_1 - 5)^2 + (x_2 - 2)^2, \quad \nabla f(x) = \begin{pmatrix} 2(x_1 - 5) \\ 2(x_2 - 2) \end{pmatrix}, \quad x^* = (5, 2)$$

### Analisi della funzione

La funzione considerata è una funzione quadratica strettamente convessa, Il valore della funzione nel minimo globale è

$$f(x^*) = (5 - 5)^2 + (2 - 2)^2 = 0.$$

**Superficie e linee di livello per  $x_0 = [5, 5]$**

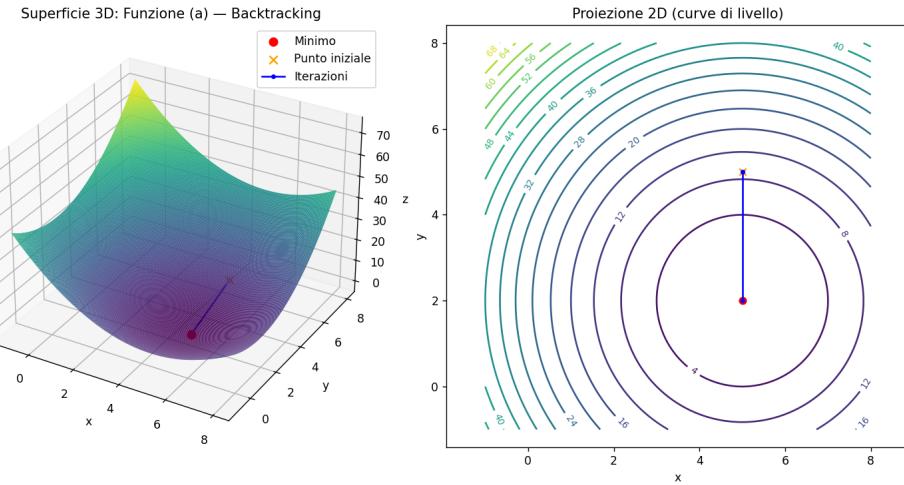


Figure 1: Superficie 3D e linee di livello (backtracking).

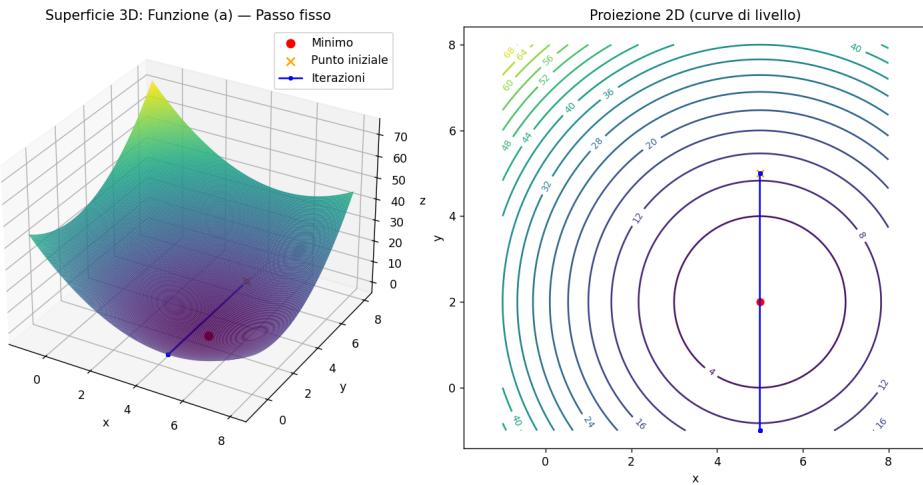


Figure 2: Superficie 3D e linee di livello ( $\alpha = 1$ ).

## Grafici funzione e norma del gradiente per $x_0 = [5, 5]$

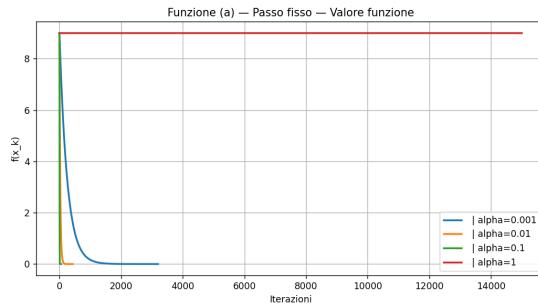


Figure 3: Valori funzione  $f(x_k)$

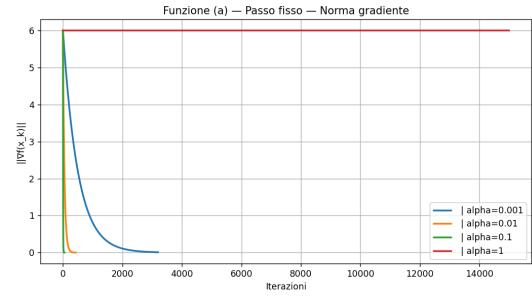


Figure 4: Norma gradiente  $\|\nabla f(x_k)\|$

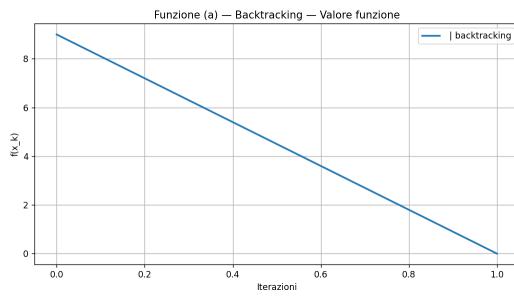


Figure 5: Valore funzione  $f(x_k)$  (backtracking).

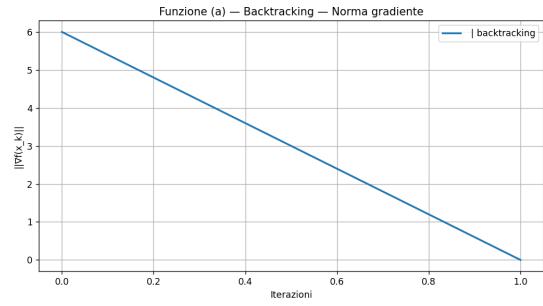


Figure 6: Norma gradiente  $\|\nabla f(x_k)\|$  (backtracking).

## Tabella dei risultati

Punto iniziale	Tipo passo	Iterazioni	Soluzione $x^*$	$f(x^*)$	Esito
[0, 0]	Fisso $\alpha = 0.001$	3489	[4.995372, 1.998149]	$2.484935 \cdot 10^{-5}$	Iterati molto vicini
[0, 0]	Fisso $\alpha = 0.01$	461	[4.999549, 1.999820]	$2.359608 \cdot 10^{-7}$	Iterati molto vicini
[0, 0]	Fisso $\alpha = 0.1$	53	[4.999963, 1.999985]	$1.548591 \cdot 10^{-9}$	Iterati molto vicini
[0, 0]	Fisso $\alpha = 1$	14999	[10.000000, 4.000000]	29	Max Iter (diverge)
[0, 0]	Backtracking	1	[5.000000, 2.000000]	0	$\ \nabla f(x_k)\  \leq tol_f$
[5, 5]	Fisso $\alpha = 0.001$	3197	[5.000000, 2.004983]	$2.482696 \cdot 10^{-5}$	Iterati molto vicini
[5, 5]	Fisso $\alpha = 0.01$	432	[5.000000, 2.000486]	$2.363589 \cdot 10^{-7}$	Iterati molto vicini
[5, 5]	Fisso $\alpha = 0.1$	51	[5.000000, 2.000034]	$1.173333 \cdot 10^{-9}$	Iterati molto vicini
[5, 5]	Fisso $\alpha = 1$	14999	[5.000000, -1.000000]	9	Max Iter (diverge)
[5, 5]	Backtracking	1	[5.000000, 2.000000]	0	$\ \nabla f(x_k)\  \leq tol_f$

## 2.2 (b) Rosenbrock

$$f(x_1, x_2) = (1 - x_1)^2 + 100(x_2 - x_1^2)^2, \quad \nabla f(x) = \begin{pmatrix} -2(1 - x_1) - 400x_1(x_2 - x_1^2) \\ 200(x_2 - x_1^2) \end{pmatrix}, \quad x^* = (1, 1)$$

### Analisi della funzione

La funzione di Rosenbrock è una funzione non convessa con un minimo globale

$$x^* = (1, 1), \quad f(x^*) = 0.$$

**Superficie e linee di livello per  $x_0 = [0, 1]$**

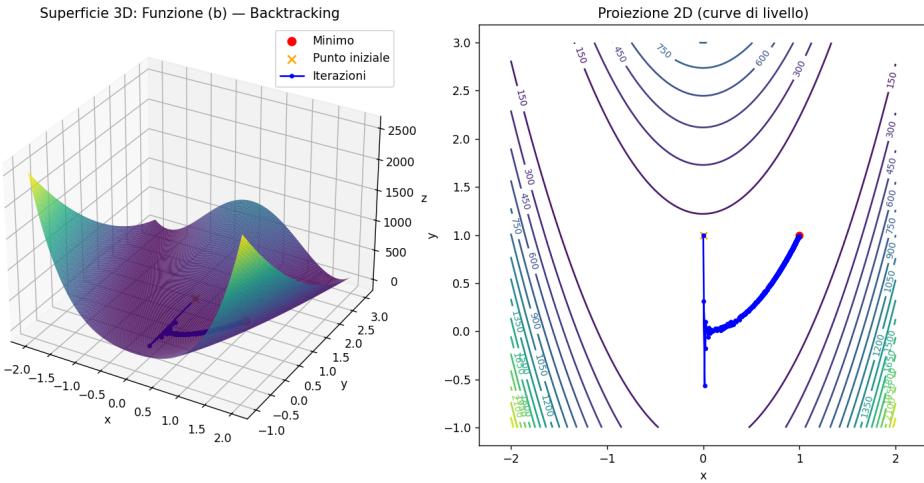


Figure 7: Superficie 3D e linee di livello (backtracking).

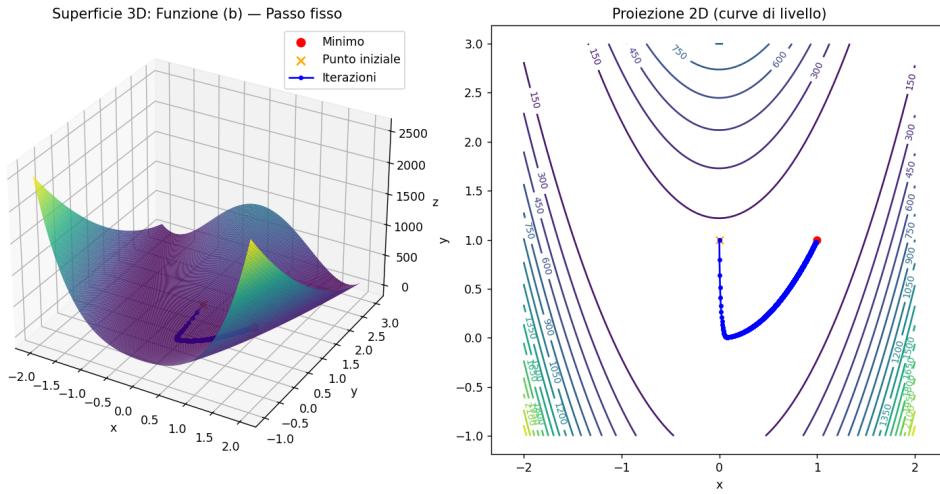


Figure 8: Superficie 3D e linee di livello ( $\alpha = 0.001$ ).

### Grafici funzione e norma del gradiente per $x_0 = [0, 1]$

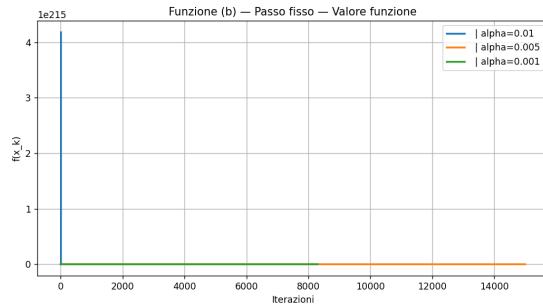


Figure 9: Valori funzione  $f(x_k)$

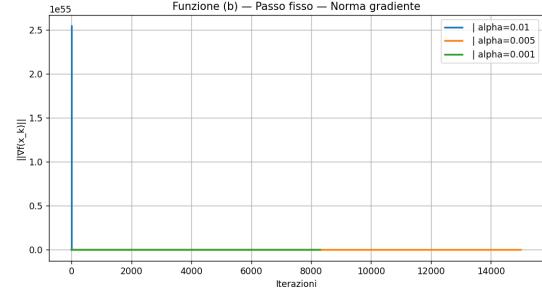


Figure 10: Norma gradiente  $\|\nabla f(x_k)\|$

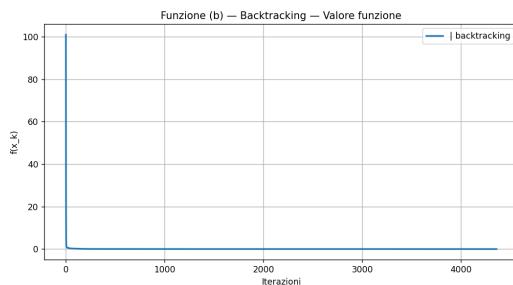


Figure 11: Valori funzione  $f(x_k)$  (backtracking).

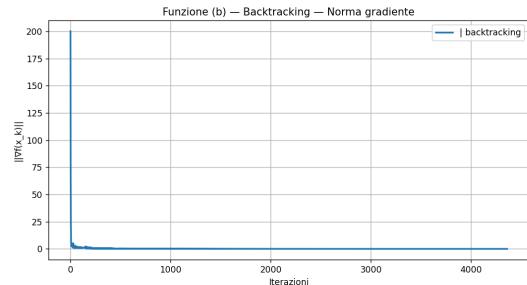


Figure 12: Norma gradiente  $\|\nabla f(x_k)\|$  (backtracking).

### Tabella dei risultati

Punto iniziale	Tipo passo	Iterazioni	Soluzione $x^*$	$f(x^*)$	Esito
[0, 1]	Fisso $\alpha = 0.001$	8302	[0.9889, 0.9779]	$1.23 \cdot 10^{-4}$	Iterati molto vicini
[0, 1]	Fisso $\alpha = 0.005$	14999	[0.4633, 0.2854]	0.7880	Max Iter
[0, 1]	Fisso $\alpha = 0.01$	14999	[nan, nan]	nan	Max Iter (diverge)
[0, 1]	Backtracking	4359	[0.9961, 0.9922]	$1.50 \cdot 10^{-5}$	Iterati molto vicini
[-1, 2]	Fisso $\alpha = 0.001$	9566	[0.9889, 0.9779]	$1.23 \cdot 10^{-4}$	Iterati molto vicini
[-1, 2]	Fisso $\alpha = 0.005$	14999	[nan, nan]	nan	Max Iter (diverge)
[-1, 2]	Fisso $\alpha = 0.01$	14999	[nan, nan]	nan	Max Iter (diverge)
[-1, 2]	Backtracking	3324	[0.9961, 0.9922]	$1.53 \cdot 10^{-5}$	Iterati molto vicini

### 2.3 (d) Minimi quadrati Vandermonde ( $n=4$ )

Consideriamo la funzione di minimi quadrati

$$f(x) = \frac{1}{2} \|Ax - b\|^2, \quad \nabla f(x) = A^\top (Ax - b), \quad x^* = \mathbf{1},$$

dove  $A \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$  è una matrice di Vandermonde costruita sui nodi equispaziati

$$v = (0, \frac{1}{3}, \frac{2}{3}, 1), \quad A = \text{vander}(v) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1/27 & 1/9 & 1/3 & 1 \\ 8/27 & 4/9 & 2/3 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

Il vettore dei termini noti è calcolato come

$$b = Ax^*,$$

in modo che il minimo globale della funzione sia raggiunto in  $x^* = \mathbf{1}$  con  $f(x^*) = 0$ .

#### Analisi della funzione

Poiché la funzione è quadratico e la matrice  $A$  è invertibile la funzione  $f(x)$  è strettamente convessa;

#### Grafici funzione e norma del gradiente $x_0 = [0, 0, 0, 0]$

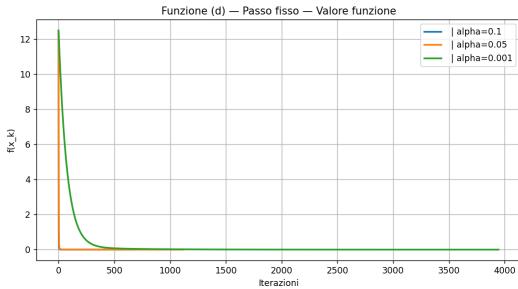


Figure 13: Valori della funzione  $f(x_k)$  nel corso delle iterazioni.

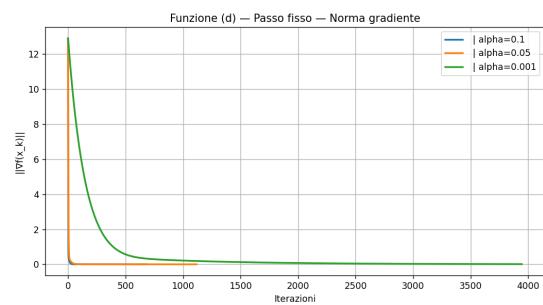


Figure 14: Norma del gradiente  $\|\nabla f(x_k)\|$ .

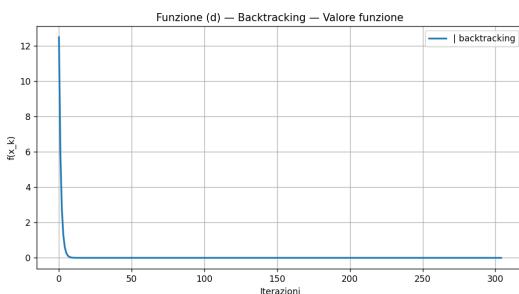


Figure 15: Valori funzione  $f(x_k)$  (backtracking).

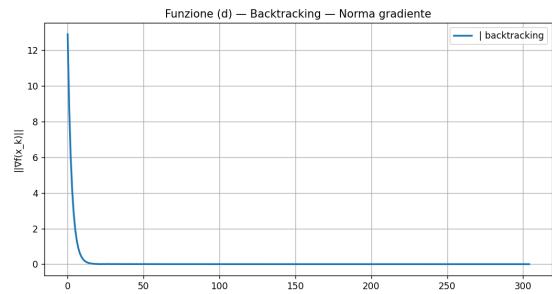


Figure 16: Norma gradiente  $\|\nabla f(x_k)\|$  (backtracking).

**Tabella dei risultati**

Punto iniziale	Tipo passo	Iterazioni	Soluzione $x^*$	$f(x^*)$	Esito
<b>0</b>	$\alpha = 0.1$	684	[0.9968, 1.0031, 1.0002, 0.9998]	$9.53 \cdot 10^{-8}$	Iterati molto vicini
<b>0</b>	$\alpha = 0.05$	1117	[0.9957, 1.0029, 1.0016, 0.9995]	$3.66 \cdot 10^{-7}$	Iterati molto vicini
<b>0</b>	$\alpha = 0.001$	3945	[0.9556, 0.9926, 1.0451, 0.9966]	$1.51 \cdot 10^{-4}$	Iterati molto vicini
<b>0</b>	Backtracking	304	[0.9977, 1.0032, 0.9991, 0.99997]	$9.37 \cdot 10^{-9}$	Iterati molto vicini
<b>1, 2, 3, 4</b>	$\alpha = 0.1$	7651	[0.9240, 1.1162, 0.9580, 1.0011]	$7.25 \cdot 10^{-6}$	Iterati molto vicini
<b>1, 2, 3, 4</b>	$\alpha = 0.05$	2216	[0.8793, 1.1822, 0.9359, 1.0014]	$1.80 \cdot 10^{-5}$	Iterati molto vicini
<b>1, 2, 3, 4</b>	$\alpha = 0.001$	14999	[0.6099, 1.1471, 1.2713, 0.9363]	$5.31 \cdot 10^{-3}$	Max Iter
<b>1, 2, 3, 4</b>	Backtracking	8496	[0.9809, 1.0292, 0.9895, 1.0003]	$4.57 \cdot 10^{-7}$	Iterati molto vicini

## 2.4 (f) Funzione logaritmica ( $n=4$ )

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - i)^2 - \sum_{i=1}^n \ln(x_i), \quad \nabla f(x)_i = 2(x_i - i) - \frac{1}{x_i}, \quad x \in \mathbb{R}^n, x_i > 0,$$

mentre la soluzione esatta è nota in forma chiusa:

$$x_i^* = \frac{1}{2} (i + \sqrt{i^2 + 2}), \quad i = 1, \dots, n.$$

il valore della funzione è sempre  $f(x^*) \approx -3.45349$

**Grafici funzione e norma del gradiente**  $x_0 = [0.5, 0.5, 0.5, 0.5]$

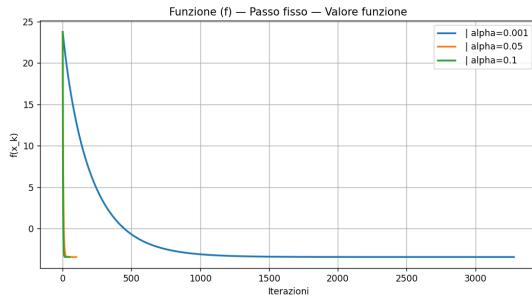


Figure 17: Valori della funzione  $f(x_k)$  nel corso delle iterazioni.

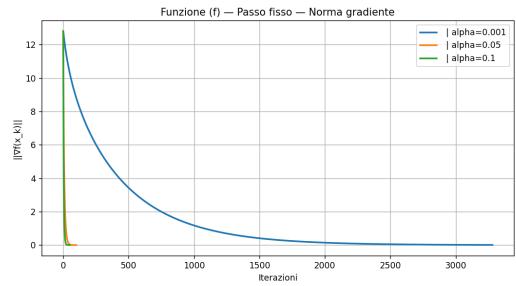


Figure 18: Norma del gradiente  $\|\nabla f(x_k)\|$ .

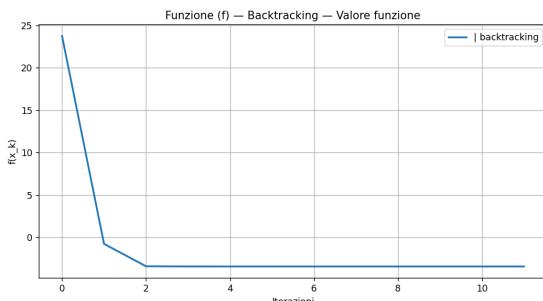


Figure 19: Valori funzione  $f(x_k)$  (backtracking).

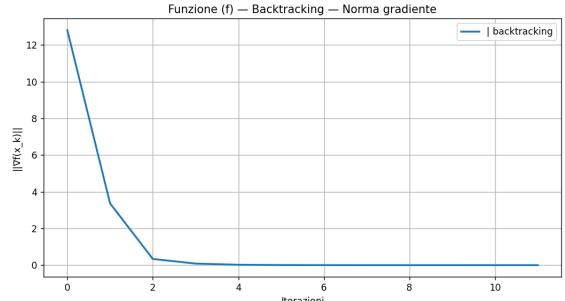


Figure 20: Norma gradiente  $\|\nabla f(x_k)\|$  (backtracking).

**Tabella dei risultati — Funzione (f)**

Punto iniziale	Tipo passo	Iterazioni	Soluzione $x^*$	$f(x^*)$	Esito
<b>1, 2, 3, 4</b>	$\alpha = 0.001$	2014	[1.3640, 2.2221, 3.1560, 4.1194]	-3.45347	Iterati molto vicini
<b>1, 2, 3, 4</b>	$\alpha = 0.05$	73	[1.3660, 2.2247, 3.1583, 4.1213]	-3.45349	Iterati molto vicini
<b>1, 2, 3, 4</b>	$\alpha = 0.1$	38	[1.3660, 2.2247, 3.1583, 4.1213]	-3.45349	Iterati molto vicini
<b>1, 2, 3, 4</b>	Backtracking	10	[1.3660, 2.2247, 3.1583, 4.1213]	-3.45349	Iterati molto vicini
<b>0.5, 0.5, 0.5, 0.5</b>	$\alpha = 0.001$	3281	[1.3659, 2.2236, 3.1558, 4.1174]	-3.45347	Iterati molto vicini
<b>0.5, 0.5, 0.5, 0.5</b>	$\alpha = 0.05$	99	[1.3660, 2.2247, 3.1583, 4.1212]	-3.45349	Iterati molto vicini
<b>0.5, 0.5, 0.5, 0.5</b>	$\alpha = 0.1$	50	[1.3660, 2.2247, 3.1583, 4.1213]	-3.45349	Iterati molto vicini
<b>0.5, 0.5, 0.5, 0.5</b>	Backtracking	11	[1.3660, 2.2247, 3.1583, 4.1213]	-3.45349	Iterati molto vicini

### 3 Metodo del Gradiente Stocastico(SGD)

```
1 def SGD(f, gradf_i, x0, x_true, n, alpha=0.01, batch_size=2, N_epoche=50, tolf
2     =1e-6, tolx=1e-5, maxit=10000):
3
4     x = x0
5     k = 0
6
7     errore = np.zeros((maxit,))
8     fun = np.zeros((maxit,))
9     grad = np.zeros((maxit,))
10    reason = ""
11
12    for epoca in range(N_epoche):
13
14        idx = np.random.permutation(n)
15
16        for j in range(0, n, batch_size):
17
18            S_j = idx[j : j + batch_size]
19
20            g_batch = np.zeros(n)
21
22            for i in S_j:
23                g_batch += gradf_i(x, i)
24
25            x_new = x - alpha * g_batch
26
27            errore[k] = np.linalg.norm(x_true - x_new) / np.linalg.norm(x_true)
28            fun[k] = f(x_new)
29            grad[k] = np.linalg.norm(g_batch)
30
31            if grad[k] <= tolf:
32                reason = "Gradiente piccolo (convergenza)"
33                return x_new, k, errore[:k+1], fun[:k+1], grad[:k+1], reason
34
35            if np.linalg.norm(x_new - x) <= tolx:
36                reason = "Iterati molto vicini (punto stazionario)"
37                return x_new, k, errore[:k+1], fun[:k+1], grad[:k+1], reason
38
39            x = x_new
40            k += 1
41
42
43    reason = "Raggiunto numero massimo di epocha"
44    return x, k, errore[:k], fun[:k], grad[:k], reason
```

### 3.1 Confronto GD con SGD

Grafici funzione e errore relativo  $x_0 = [1, 1, \dots, 1]$

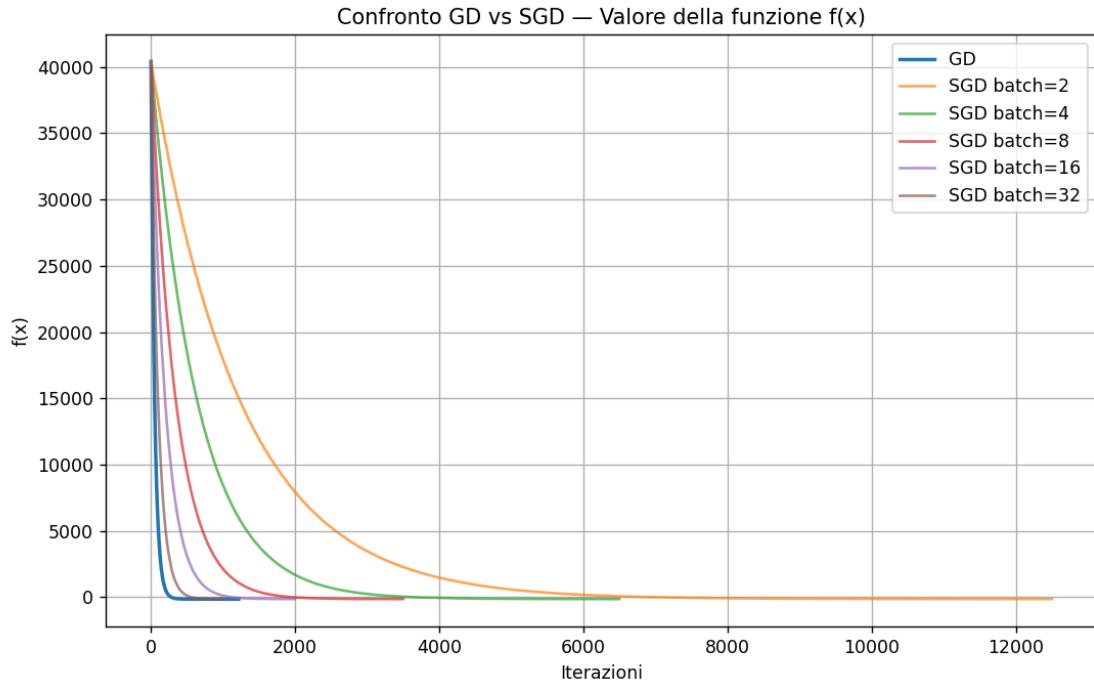


Figure 21: Valori della funzione  $f(x_k)$  nel corso delle iterazioni.

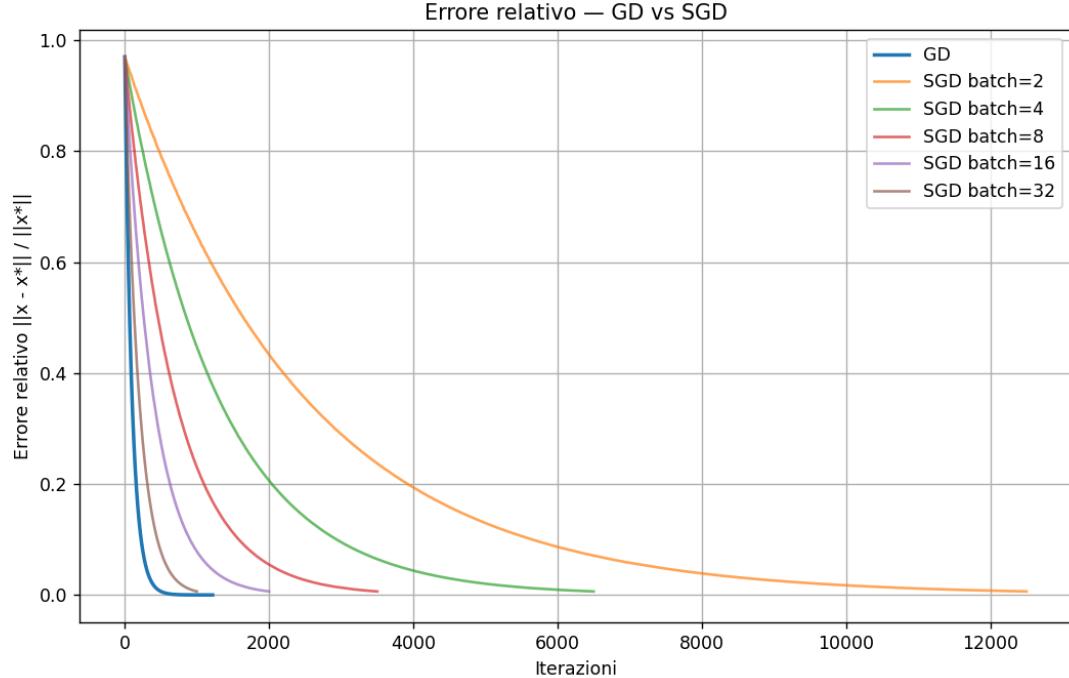


Figure 22: Errore relativo  $\|x_k - x^*\| / \|x^*\|$  nel corso delle iterazioni.

**Dimensione del problema:**  $n = 50$ , **Punto iniziale:**  $x_0 = \mathbf{1}$ , **Passo:**  $\alpha = 0.005$ , **Epoche:**  $N = 500$

Metodo	Iterazioni	Errore finale	Valore $f$ finale	Motivo arresto
GD	1216	$4.74 \times 10^{-6}$	-148.8031	Iterati molto vicini
SGD (batch = 2)	12500	$6.35 \times 10^{-3}$	-147.0702	Max epoches
SGD (batch = 4)	6500	$6.35 \times 10^{-3}$	-147.0702	Max epoches
SGD (batch = 8)	3500	$6.35 \times 10^{-3}$	-147.0702	Max epoches
SGD (batch = 16)	2000	$6.35 \times 10^{-3}$	-147.0702	Max epoches
SGD (batch = 32)	1000	$6.35 \times 10^{-3}$	-147.0702	Max epoches

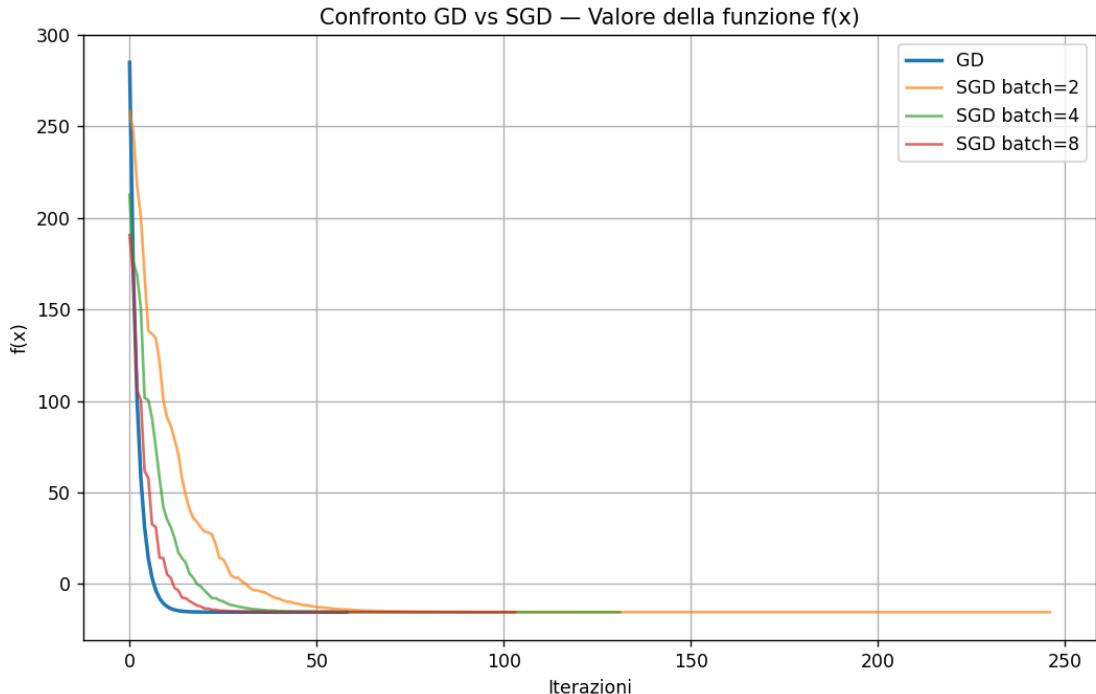


Figure 23: Valori della funzione  $f(x_k)$  nel corso delle iterazioni.

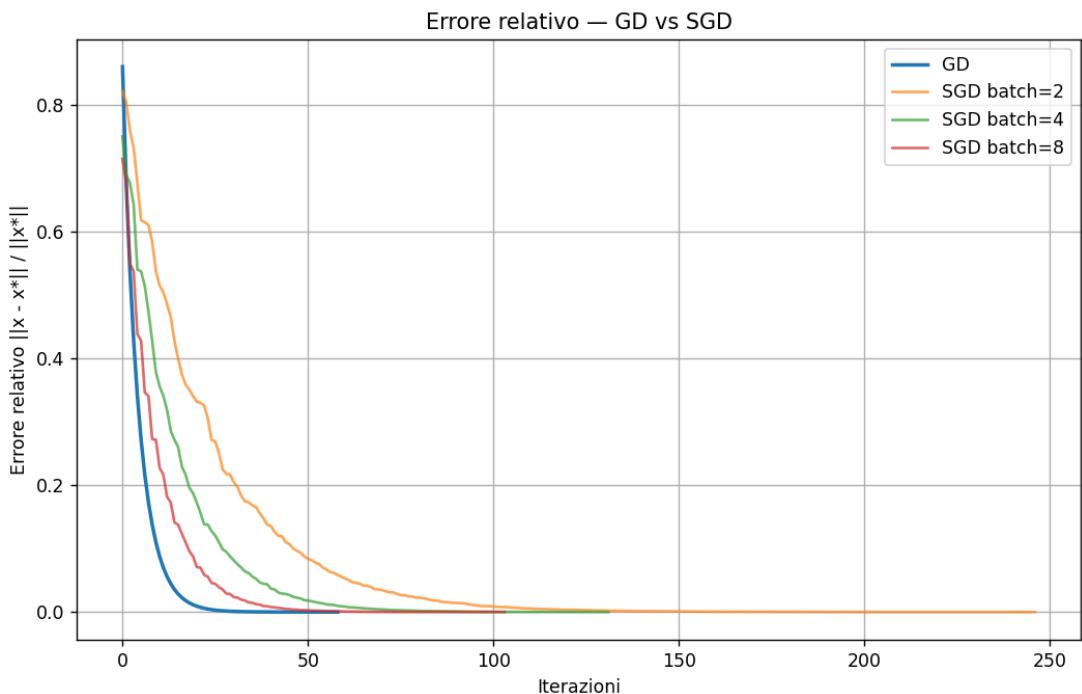


Figure 24: Errore relativo  $\|x_k - x^*\| / \|x^*\|$  nel corso delle iterazioni.

**Dimensione del problema:**  $n = 10$ , **Punto iniziale:**  $x_0 = \mathbf{1}$ , **Passo:**  $\alpha = 0.1$ , **Epoche:**  $N = 200$

Metodo	Iterazioni	Errore finale	Valore $f$ finale	Motivo arresto
GD	58	$1.76 \times 10^{-6}$	-15.410990	Iterati molto vicini
SGD (batch = 2)	246	$1.23 \times 10^{-5}$	-15.410990	Iterati molto vicini
SGD (batch = 4)	131	$4.12 \times 10^{-5}$	-15.410989	Iterati molto vicini
SGD (batch = 8)	103	$6.80 \times 10^{-6}$	-15.410990	Iterati molto vicini