

# Valutare un modello

## Il tuo modello e' bravo o sta barando?

Hai addestrato un modello e l'accuracy è 99%. Festeggi? **Aspetta.** Potrebbe star barando! In questo capitolo impariamo a valutare SERIAMENTE un modello e a evitare le trappole più comuni.

## Overfitting: il secchione che memorizza

L'**overfitting** è il nemico numero 1 del ML. Succede quando il modello **memorizza** i dati di training invece di **capire** il pattern generale.

Metafora: è come lo studente che impara a memoria tutte le risposte del libro, ma al compito con domande nuove va nel panico. Ha memorizzato, non ha capito!

L'opposto è l'**underfitting**: il modello è troppo semplice e non riesce a catturare neanche il pattern di base. Tipo lo studente che non ha studiato proprio.

Problema	Cosa succede	Metafora
Underfitting	Modello troppo semplice, sbaglia su tutto	Non ha studiato
Buon fit	Modello equilibrato, generalizza bene	Ha capito la materia
Overfitting	Modello troppo complesso, perfetto su training ma pessimo su test	Ha memorizzato le risposte

## Visualizzare l'overfitting

Il modo migliore per capire l'overfitting: la regressione polinomiale! Aumentando il grado del polinomio, la curva diventa sempre più contorta per passare per TUTTI i punti... ma perde completamente il senso.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

np.random.seed(42)

# Dati con relazione lineare + rumore
X = np.linspace(0, 10, 20)
y = 2 * X + 5 + np.random.randn(20) * 3

fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(15, 4))

for idx, grado in enumerate([1, 5, 15]):
    coeffs = np.polyfit(X, y, grado)
    p = np.poly1d(coeffs)
    x_line = np.linspace(0, 10, 200)

    axes[idx].scatter(X, y, color='dodgerblue', s=50, zorder=5)
    axes[idx].plot(x_line, p(x_line), color='red', linewidth=2)
    axes[idx].set_title(f'Grado {grado}')
    axes[idx].set_ylim(-10, 40)
    axes[idx].grid(True, alpha=0.3)

    # Calcola errore
    errore_train = np.mean((y - p(X)) ** 2)
    axes[idx].set_xlabel(f'Errore training: {errore_train:.1f}')

fig.suptitle('Underfitting vs Good Fit vs Overfitting', fontsize=14)
plt.tight_layout()
plt.show()

print("Grado 1: Buon fit - la retta cattura il trend")
print("Grado 5: Inizia a seguire troppo il rumore")
print("Grado 15: Overfitting totale! Passa per tutti i punti ma e' assur
```

## Training score vs Test score

La prova del nove: confrontare le prestazioni su training e test.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

np.random.seed(42)

X = np.linspace(0, 10, 30)
y = 2 * X + 5 + np.random.randn(30) * 3

# Split
X_train, X_test = X[:20], X[20:]
y_train, y_test = y[:20], y[20:]

gradi = range(1, 16)
errori_train = []
errori_test = []

for g in gradi:
    coeffs = np.polyfit(X_train, y_train, g)
    p = np.poly1d(coeffs)
    errori_train.append(np.mean((y_train - p(X_train)) ** 2))
    errori_test.append(np.mean((y_test - p(X_test)) ** 2))

plt.figure(figsize=(8, 5))
plt.plot(list(gradi), errori_train, 'b-o', label='Errore Training')
plt.plot(list(gradi), errori_test, 'r-o', label='Errore Test')
plt.xlabel('Grado del polinomio')
plt.ylabel('Errore (MSE)')
plt.title('Training vs Test Error')
plt.legend()
plt.grid(True, alpha=0.3)
plt.ylim(0, max(errori_test) * 1.1)
plt.show()

print("L'errore di training SCENDE sempre (ovvio, memorizza!)")
print("L'errore di test prima SCENDE poi RISALE (overfitting!)")
print("Il punto ideale e' dove l'errore di test e' minimo.")
```

!!! danger "La trappola del training score"

Se valuti il modello SOLO sul training set, l'overfitting non si vede ma

## Cross-Validation

Un solo split train/test potrebbe essere "fortunato" o "sfortunato". La **cross-validation** risolve il problema dividendo i dati in K parti (fold) e facendo K esperimenti diversi:

```
Fold 1: [TEST] [train] [train] [train]
Fold 2: [train] [TEST] [train] [train]
Fold 3: [train] [train] [TEST] [train]
Fold 4: [train] [train] [train] [TEST] [train]
Fold 5: [train] [train] [train] [train] [TEST]
```

Risultato finale = media dei 5 score

```
import numpy as np
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.model_selection import cross_val_score

np.random.seed(42)

# Dataset
n = 200
ore = np.concatenate([np.random.normal(7, 1.5, n//2), np.random.normal(3
voti_prec = np.concatenate([np.random.normal(7.5, 1, n//2), np.random.no
etichette = np.array([1] * (n//2) + [0] * (n//2)))
X = np.column_stack([ore, voti_prec])
y = etichette

# Cross-validation con 5 fold
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
scores = cross_val_score(knn, X, y, cv=5)

print("Cross-validation con 5 fold:")
for i, score in enumerate(scores):
    print(f" Fold {i+1}: {score:.2%}")
print(f"
Media: {scores.mean():.2%}")
print(f"Std: {scores.std():.2%}")
print(f"
Questo e' molto piu' affidabile di un singolo train/test split!")
```

## Scegliere gli iperparametri

Gli **iperparametri** sono le "manopole" che regoli TU (non il modello). Per KNN è il numero K, per gli alberi è la profondità massima, ecc.

Come trovi il valore migliore? **Prov! Si chiama Grid Search.**

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.model_selection import cross_val_score

np.random.seed(42)

n = 200
ore = np.concatenate([np.random.normal(7, 1.5, n//2), np.random.normal(3
voti_prec = np.concatenate([np.random.normal(7.5, 1, n//2), np.random.no
etichette = np.array([1] * (n//2) + [0] * (n//2)))
X = np.column_stack([ore, voti_prec])
y = etichette

# Proviamo diversi K
valori_k = [1, 3, 5, 7, 9, 11, 15, 21]
medie = []

print(f"{'K':>4} {'Accuracy media':>16} {'Std':>8}")
print("-" * 30)

for k in valori_k:
    knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)
    scores = cross_val_score(knn, X, y, cv=5)
    medie.append(scores.mean())
    print(f"{k:>4} {scores.mean():>16.2%} {scores.std():>8.2%}")

migliore_k = valori_k[np.argmax(medie)]
print(f"
Migliore K: {migliore_k} (accuracy: {max(medie):.2%})")

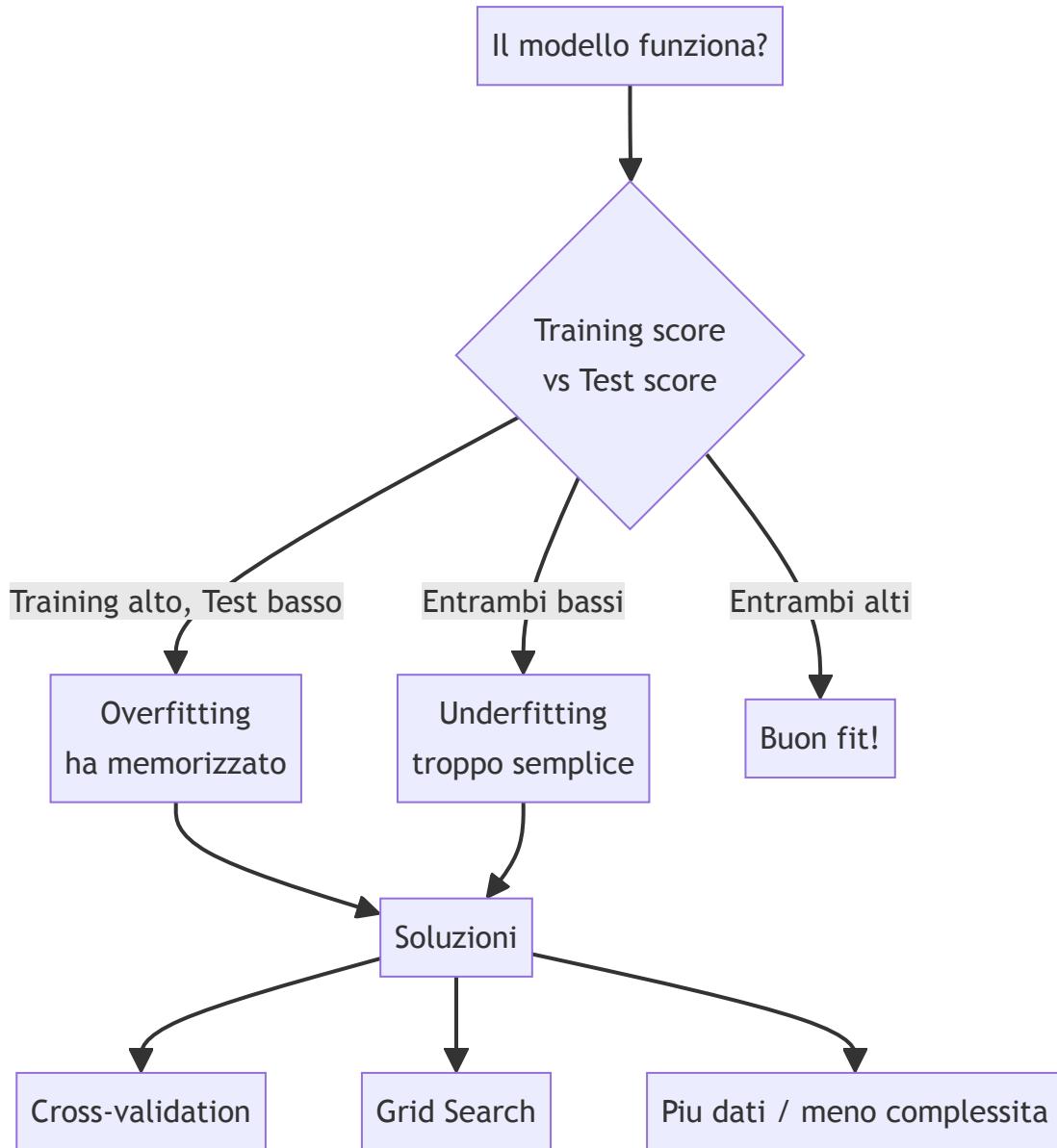
plt.figure(figsize=(8, 5))
plt.plot(valori_k, medie, 'b-o')
plt.xlabel('K (numero di vicini)')
plt.ylabel('Accuracy media (CV)')
plt.title('Grid Search: trovare il K migliore')
plt.grid(True, alpha=0.3)
plt.show()
```

## Riassunto delle metriche

Tipo di problema	Metrica	Quando usarla
Regressione	MSE	Errore medio (penalizza errori grandi)
Regressione	R <sup>2</sup>	Quanto il modello "spiega" i dati (0-1)
Classificazione	Accuracy	Classi bilanciate
Classificazione	Precision	Falsi positivi costano caro
Classificazione	Recall	Falsi negativi costano caro
Classificazione	F1-score	Bilanciare precision e recall
Tutti	Cross-validation	Stima piu' robusta delle prestazioni

## Mappa concettuale

---




---

## Esercizi

### Esercizio 1: Visualizza l'overfitting

Crea un dataset non lineare (es. `y = sin(x) + rumore`) e mostra l'overfitting con polinomi di grado crescente. Plotta training error e test error.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

np.random.seed(42)

# Crea dati non lineari

# Dividi in train/test

# Prova polinomi di grado 1, 3, 5, 10, 15

# Plotta i risultati
```

## Esercizio 2: Cross-validation

Usa la cross-validation per confrontare KNN e albero di decisione sullo stesso dataset.  
Quale modello e' piu' stabile (std piu' bassa)?

```
import numpy as np
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.model_selection import cross_val_score

np.random.seed(42)

# Crea il dataset

# Cross-validation per entrambi i modelli

# Confronta media e deviazione standard
```

## Esercizio 3: Grid Search completo

Fai un grid search per un albero di decisione provando diverse combinazioni di max\_depth (1-10) e min\_samples\_split (2, 5, 10). Trova la combinazione migliore.

```
import numpy as np
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.model_selection import cross_val_score

np.random.seed(42)

# Crea il dataset

# Grid search su max_depth e min_samples_split

# Stampa la tabella dei risultati e il vincitore
```