

Progetto finale

Mettiamo tutto insieme

Hai imparato cos'è l'IA, come preparare i dati, la regressione, la classificazione, la valutazione dei modelli, il clustering e le reti neurali. Ora è il momento di mettere tutto insieme in un **progetto completo!**

Il nostro obiettivo: prevedere se uno studente sarà **promosso o bocciato** basandosi sulle sue abitudini di studio.

Step 1: Creare il dataset

```
import numpy as np

np.random.seed(42)
n = 200

# Generiamo dati realistici
ore_studio = np.random.uniform(0, 10, n)
assenze = np.random.randint(0, 20, n)
voto_precedente = np.random.uniform(3, 10, n)
partecipazione = np.random.uniform(1, 10, n)

# La promozione dipende da una combinazione di fattori
punteggio = (
    ore_studio * 0.3
    + voto_precedente * 0.3
    + partecipazione * 0.2
    - assenze * 0.15
    + np.random.randn(n) * 0.5
)

# Promosso se il punteggio supera una soglia
promosso = (punteggio > 3.5).astype(int)

X = np.column_stack([ore_studio, assenze, voto_precedente, partecipazione])
y = promosso

feature_names = ['Ore studio', 'Assenze', 'Voto prec.', 'Partecip.']

print(f"Dataset creato: {X.shape[0]} studenti, {X.shape[1]} features")
print(f"Promossi: {sum(y)} ({sum(y)/len(y)*100:.0f}%)")
print(f"Bocciati: {len(y)-sum(y)} ({(len(y)-sum(y))/len(y)*100:.0f}%)")

print(f"\nPrimi 5 studenti:")
print(f"{['Ore':>6} {'Ass':>5} {'Prec':>6} {'Part':>6} {'Esito':>7}}")
print("-" * 34)
```

```
for i in range(5):
    esito = "Prom" if y[i] == 1 else "Bocc"
    print(f"\{X[i,0]:>6.1f} \{X[i,1]:>5.0f} \{X[i,2]:>6.1f} \{X[i,3]:>6.1f}
```

Step 2: Esplorare i dati

Prima di far partire qualsiasi algoritmo, **guardiamo i dati!**

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

np.random.seed(42)
n = 200
ore_studio = np.random.uniform(0, 10, n)
assenze = np.random.randint(0, 20, n)
voto_precedente = np.random.uniform(3, 10, n)
partecipazione = np.random.uniform(1, 10, n)
punteggio = ore_studio * 0.3 + voto_precedente * 0.3 + partecipazione *
y = (punteggio > 3.5).astype(int)
X = np.column_stack([ore_studio, assenze, voto_precedente, partecipazion
feature_names = ['Ore studio', 'Assenze', 'Voto prec.', 'Partecip.']

fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(12, 10))
colori = ['red' if yi == 0 else 'green' for yi in y]

for idx, (ax, nome) in enumerate(zip(axes.flat, feature_names)):
    promossi = X[y == 1, idx]
    bocciati = X[y == 0, idx]
    ax.hist(promossi, bins=15, alpha=0.6, color='green', label='Promossi')
    ax.hist(bocciati, bins=15, alpha=0.6, color='red', label='Bocciati')
    ax.set_title(nome)
    ax.legend()
    ax.grid(True, alpha=0.3)

plt.suptitle('Distribuzione features per esito', fontsize=14)
plt.tight_layout()
plt.show()

# Statistiche
print("Statistiche per gruppo:")
for i, nome in enumerate(feature_names):
    media_prom = X[y == 1, i].mean()
    media_bocc = X[y == 0, i].mean()
    print(f" {nome:15}: promossi={media_prom:.1f}, bocciati={media_bocc:.1f}
```

Step 3: Preparare i dati

```
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split

np.random.seed(42)
n = 200
ore_studio = np.random.uniform(0, 10, n)
assenze = np.random.randint(0, 20, n)
voto_precedente = np.random.uniform(3, 10, n)
partecipazione = np.random.uniform(1, 10, n)
punteggio = ore_studio * 0.3 + voto_precedente * 0.3 + partecipazione *
y = (punteggio > 3.5).astype(int)
X = np.column_stack([ore_studio, assenze, voto_precedente, partecipazion

# Normalizzazione
scaler = MinMaxScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X_scaled, y, test_size=0.2, random_state=42
)

print(f"Training set: {X_train.shape[0]} studenti")
print(f"Test set:      {X_test.shape[0]} studenti")
print(f"Bilanciamento training: {sum(y_train)} promossi, {len(y_train)-sum(y_trai
print(f"Bilanciamento test:      {sum(y_test)} promossi, {len(y_test)-sum(y_te
```

Step 4: Provare diversi modelli

Qui arriva il bello: proviamo 4 modelli diversi e vediamo chi vince!

```
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.neural_network import MLPClassifier

np.random.seed(42)
n = 200
ore_studio = np.random.uniform(0, 10, n)
assenze = np.random.randint(0, 20, n)
voto_precedente = np.random.uniform(3, 10, n)
partecipazione = np.random.uniform(1, 10, n)
punteggio = ore_studio * 0.3 + voto_precedente * 0.3 + partecipazione *
y = (punteggio > 3.5).astype(int)
X = np.column_stack([ore_studio, assenze, voto_precedente, partecipazion

scaler = MinMaxScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y, test_si

# I 4 contendenti
modelli = {
    "KNN (K=5)": KNeighborsClassifier(n_neighbors=5),
    "Albero decisione": DecisionTreeClassifier(max_depth=4, random_state=42),
    "Regressione logistica": LogisticRegression(random_state=42),
    "Rete neurale (MLP)": MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(10, 5), max_
}

print(f"{'Modello':<25} {'CV Media':>10} {'CV Std':>8} {'Test':>8}")
print("-" * 55)

migliore_nome = ""
migliore_score = 0

for nome, modello in modelli.items():
    # Cross-validation
    cv_scores = cross_val_score(modello, X_train, y_train, cv=5)
```

```
# Addestra e testa
modello.fit(X_train, y_train)
test_score = modello.score(X_test, y_test)

print(f"{{nome:<25} {cv_scores.mean():>10.2%} {cv_scores.std():>8.2%}

if cv_scores.mean() > migliore_score:
    migliore_score = cv_scores.mean()
    migliore_nome = nome

print(f"
Vincitore: {migliore_nome} ({migliore_score:.2%})")
```

Step 5: Valutare il vincitore

```
import numpy as np

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score

np.random.seed(42)
n = 200
ore_studio = np.random.uniform(0, 10, n)
assenze = np.random.randint(0, 20, n)
voto_precedente = np.random.uniform(3, 10, n)
partecipazione = np.random.uniform(1, 10, n)
punteggio = ore_studio * 0.3 + voto_precedente * 0.3 + partecipazione *
y = (punteggio > 3.5).astype(int)
X = np.column_stack([ore_studio, assenze, voto_precedente, partecipazione])

scaler = MinMaxScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y, test_size=0.2)

# Usiamo il modello migliore
modello = LogisticRegression(random_state=42)
modello.fit(X_train, y_train)
y_pred = modello.predict(X_test)

# Metriche complete
print("VALUTAZIONE DETTAGLIATA")
print("=" * 40)
print(f"Accuracy: {accuracy_score(y_test, y_pred):.2%}")
print(f"Precision: {precision_score(y_test, y_pred):.2%}")
print(f"Recall: {recall_score(y_test, y_pred):.2%}")
print(f"F1-score: {f1_score(y_test, y_pred):.2%}")

# Matrice di confusione
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
print(f"
```

```
Matrice di confusione:")
print(f"          Previsto")
print(f"          Bocc  Prom")
print(f"Vero Bocc  [{cm[0][0]:4} {cm[0][1]:4} ]")
print(f"      Prom  [{cm[1][0]:4} {cm[1][1]:4} ]")
```

Step 6: Fare previsioni

Il momento della verita': usiamo il modello per prevedere su studenti completamente nuovi!

```
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LogisticRegression

np.random.seed(42)
n = 200
ore_studio = np.random.uniform(0, 10, n)
assenze = np.random.randint(0, 20, n)
voto_precedente = np.random.uniform(3, 10, n)
partecipazione = np.random.uniform(1, 10, n)
punteggio = ore_studio * 0.3 + voto_precedente * 0.3 + partecipazione *
y = (punteggio > 3.5).astype(int)
X = np.column_stack([ore_studio, assenze, voto_precedente, partecipazion

scaler = MinMaxScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y, test_si

modello = LogisticRegression(random_state=42)
modello.fit(X_train, y_train)

# Nuovi studenti!
nuovi_studenti = [
    {"nome": "Mario", "ore": 8, "assenze": 2, "prec": 7.5, "partecip": 10.0},
    {"nome": "Luigi", "ore": 3, "assenze": 12, "prec": 5.0, "partecip": 5.0},
    {"nome": "Peach", "ore": 6, "assenze": 5, "prec": 6.5, "partecip": 8.0},
    {"nome": "Bowser", "ore": 1, "assenze": 18, "prec": 4.0, "partecip": 2.0}
]

print("PREVISIONI PER NUOVI STUDENTI")
print("=" * 60)

for s in nuovi_studenti:
    x_nuovo = np.array([[s["ore"]], s["assenze"], s["prec"], s["partecip"]])
    x_scaled = scaler.transform(x_nuovo)
    previsione = modello.predict(x_scaled)[0]
    probabilita = modello.predict_proba(x_scaled)[0]
```

```

        esito = "PROMOSSO" if previsione == 1 else "BOCCIATO"
        print(f"
{s['nome']}:")
        print(f"  Ore studio: {s['ore']}, Assenze: {s['assenze']}, Voto precedente: {voto_prec}
        print(f"  Previsione: {esito}")
        print(f"  Probabilita': bocciato {probabilita[0]:.0%} | promosso {probabilita[1]:.0%}")
    
```

Sfide extra

Vuoi andare oltre? Prova queste sfide:

```

# SFIDA 1: Aggiungi una nuova feature (es. "ore di sonno") e vedi se migliora le previsioni

# SFIDA 2: Usa il clustering per trovare "profili" di studenti nel dataset

# SFIDA 3: Crea un'interfaccia interattiva che chiede i dati di uno studente e li analizza

ore = float(input("Ore di studio: "))
assenze = int(input("Numero assenze: "))
voto_prec = float(input("Voto precedente: "))
partecip = float(input("Partecipazione (1-10): "))

print(f"
Analizzando lo studente...")
print(f"(Implementa la previsione qui!)")
    
```

Esercizi

Esercizio 1: Pipeline personalizzata

Ricrea l'intera pipeline con un dataset diverso: prevedi se un cliente comprerà un prodotto basandosi su età, reddito e numero di visite al sito.

```
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

np.random.seed(42)

# Crea il dataset clienti

# Prepara i dati

# Prova almeno 3 modelli diversi

# Valuta il vincitore

# Fai previsioni su nuovi clienti
```

Esercizio 2: Migliora il modello

Partendo dal progetto di questo capitolo, prova a migliorare l'accuracy con:

- Feature engineering (crea nuove features combinando quelle esistenti)
- Grid search sugli iperparametri
- Prova un modello diverso

```
# Il tuo codice per migliorare il modello
```