

IA ed etica

Da grandi poteri derivano grandi responsabilità

L'IA è uno strumento potentissimo. Ma come ogni strumento potente, può essere usato bene o male. In questo capitolo parliamo dei **rischi**, dei **problemi etici** e di come sviluppare IA in modo **responsabile**.

Non è roba teorica: sono problemi reali che succedono ADESSO e che riguardano tutti noi.

Bias nei dati, bias nelle decisioni

Il **bias** (pregiudizio) è il problema numero 1 dell'IA. Se i dati con cui addestri il modello contengono pregiudizi, il modello li impara e li amplifica!

Esempi reali (e inquietanti):

- **Amazon** (2018): un sistema di recruiting AI scartava i CV delle donne perché era stato addestrato su 10 anni di assunzioni passate... dove venivano assunti quasi solo uomini
- **COMPAS** (USA): un algoritmo usato nei tribunali per prevedere la recidiva dava punteggi di rischio più alti alle persone di colore
- **Riconoscimento facciale**: funziona peggio sulle persone con pelle scura perché i dataset di addestramento contengono soprattutto foto di persone bianche

Vediamolo con il codice

```
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.metrics import accuracy_score

np.random.seed(42)

# DATASET BIASATO: nel training set i ragazzi hanno voti mediamente piu'
# (non perche' siano piu' bravi, ma perche' i DATI sono sbilanciati!)
n = 100

# Ragazzi: voti alti nel training (bias!)
ore_m = np.random.normal(6, 1.5, n)
voti_m = np.random.normal(7.5, 1, n) # Media artificialmente alta
genere_m = np.zeros(n) # 0 = ragazzo

# Ragazze: voti piu' bassi nel training (bias nei dati!)
ore_f = np.random.normal(6, 1.5, n)
voti_f = np.random.normal(5.5, 1, n) # Media artificialmente bassa
genere_f = np.ones(n) # 1 = ragazza

# Uniamo tutto
X = np.column_stack([
    np.concatenate([ore_m, ore_f]),
    np.concatenate([voti_m, voti_f]),
    np.concatenate([genere_m, genere_f])
])

y = (X[:, 1] > 6).astype(int) # Promosso se voto > 6

modello_biasato = LogisticRegression(random_state=42)
modello_biasato.fit(X, y)

# Test su nuovi studenti CON LE STESSE CAPACITA'
print("Previsioni con modello BIASATO:")
print("(Stesso ore studio e voto, diverso genere)
")

test_cases = [
```

```
([7, 6.5, 0], "Ragazzo, 7 ore, voto 6.5"),  
([7, 6.5, 1], "Ragazza, 7 ore, voto 6.5"),  
([5, 5.5, 0], "Ragazzo, 5 ore, voto 5.5"),  
([5, 5.5, 1], "Ragazza, 5 ore, voto 5.5"),  
]  
  
for features, desc in test_cases:  
    prob = modello_biasato.predict_proba([features])[0][1]  
    pred = "Promosso" if prob > 0.5 else "Bocciato"  
    print(f" {desc} -> {pred} (prob: {prob:.0%})")  
  
print("  
Noti la differenza? Stesse capacita', risultati diversi!")  
print("Questo e' il BIAS nell'IA!")
```

Come si risolve?

```
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LogisticRegression

np.random.seed(42)
n = 100

# DATASET CORRETTO: stesse distribuzioni per tutti
ore_m = np.random.normal(6, 1.5, n)
voti_m = np.random.normal(6.5, 1.2, n)

ore_f = np.random.normal(6, 1.5, n)
voti_f = np.random.normal(6.5, 1.2, n) # Stessa distribuzione!

# Usiamo SOLO le features rilevanti (no genere!)
X_fair = np.column_stack([
    np.concatenate([ore_m, ore_f]),
    np.concatenate([voti_m, voti_f]),
])
y_fair = (X_fair[:, 1] > 6).astype(int)

modello_equo = LogisticRegression(random_state=42)
modello_equo.fit(X_fair, y_fair)

print("Previsioni con modello EQUO:")
print("(Senza genere come feature, dati bilanciati)")

test_fair = [
    ([7, 6.5], "Studente A, 7 ore, voto 6.5"),
    ([5, 5.5], "Studente B, 5 ore, voto 5.5"),
    ([8, 7.0], "Studente C, 8 ore, voto 7.0"),
]

for features, desc in test_fair:
    prob = modello_equo.predict_proba([features])[0][1]
    pred = "Promosso" if prob > 0.5 else "Bocciato"
    print(f" {desc} -> {pred} (prob: {prob:.0%})")
```

```
print("
Ora le previsioni dipendono SOLO da capacita' e impegno!")
```

!!! danger "Il bias e' subdolo"

Il problema non e' sempre ovvio. A volte il genere o l'etnia non sono ne

La scatola nera

Molti modelli di IA sono delle **black box** (scatole nere): danno una risposta ma non spiegano il perche'. Questo è un grosso problema quando l'IA prende decisioni importanti:

- Un'IA ti nega un prestito bancario... ma non ti dice perche'
- Un'IA diagnostica una malattia... ma il dottore non capisce il ragionamento
- Un'IA ti boccia a un colloquio... ma nessuno sa su cosa si è basata

Modello	Spiegabile?	Note
Regressione lineare	Molto	Vedi i pesi di ogni feature
Albero di decisione	Molto	Puoi leggere le regole
KNN	Abbastanza	Puoi vedere i vicini
Rete neurale	Poco	Troppi pesi, impossibile interpretarli
Deep Learning	Quasi zero	Milioni di parametri, scatola nera totale

Privacy e dati personali

L'IA ha fame di dati. Ma quei dati sono spesso **dati personali**: le tue foto, i tuoi messaggi, la tua posizione, le tue ricerche...

Il GDPR (Regolamento Generale sulla Protezione dei Dati)

In Europa abbiamo il GDPR, che protegge i nostri dati. Alcuni principi chiave:

- **Consenso:** devi dare il permesso esplicito per l'uso dei tuoi dati
- **Minimizzazione:** devono raccogliere solo i dati strettamente necessari
- **Diritto all'oblio:** puoi chiedere che i tuoi dati vengano cancellati
- **Diritto alla spiegazione:** hai diritto a sapere COME una decisione automatizzata ti riguarda

!!! tip "Sai quanti dati dai via ogni giorno?"

Ogni like su Instagram, ogni ricerca su Google, ogni messaggio su WhatsApp

Deepfake e disinformazione

I **deepfake** sono video o immagini generati dall'IA dove una persona sembra dire o fare cose che non ha mai detto o fatto. La tecnologia è così avanzata che a volte è impossibile distinguerli dalla realtà.

Rischi:

- **Politica:** video falsi di politici che dicono cose mai dette
- **Truffe:** voci clonate per ingannare le persone al telefono
- **Cyberbullismo:** foto false di compagni di scuola
- **Disinformazione:** notizie false rese credibili con immagini generate

Come difendersi?

- Verificare SEMPRE la fonte delle informazioni
 - Cercare incongruenze (ombre strane, bordi sfocati, movimenti innaturali)
 - Usare strumenti di rilevamento deepfake
 - Non fidarsi di un singolo video o immagine: cercare conferme da fonti diverse
-

IA e lavoro

"L'IA ci ruberà il lavoro?" La risposta onesta: **alcuni sì, molti li trasformerà, altri li creerà.**

Impatto	Lavori
A rischio	Data entry, cassieri, traduttori base, operatori telefonici
Trasformati	Medici (IA come assistente), avvocati (ricerca documenti), insegnanti (personalizzazione)
Nuovi	AI trainer, prompt engineer, etica dell'IA, data scientist

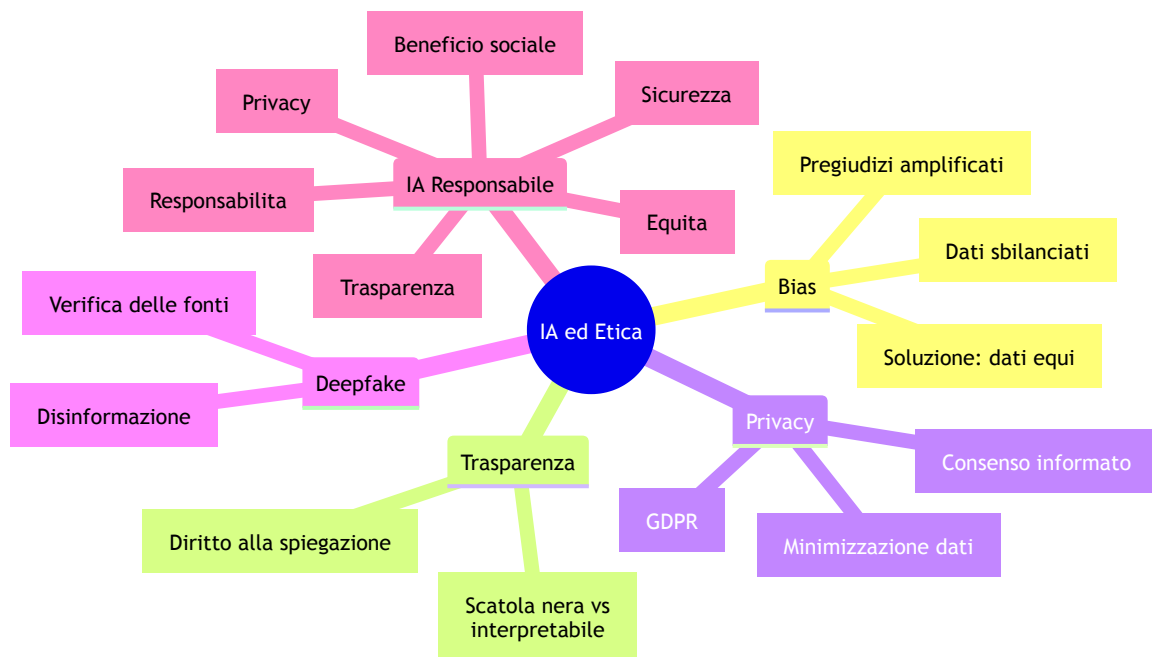
La chiave non è avere paura dell'IA, ma **imparare a usarla**. Chi sa lavorare CON l'IA avrà un vantaggio enorme. Ed è esattamente quello che stai facendo in questo corso!

IA responsabile: le linee guida

L'UE ha pubblicato delle linee guida per un'IA affidabile. I principi chiave:

1. **Trasparenza:** l'utente deve sapere quando interagisce con un'IA
 2. **Equità:** l'IA non deve discriminare
 3. **Privacy:** rispetto dei dati personali
 4. **Sicurezza:** l'IA deve essere robusta e affidabile
 5. **Responsabilità:** deve esserci sempre un umano responsabile delle decisioni
 6. **Beneficio sociale:** l'IA deve servire la società, non danneggiarla
-

Mappa concettuale



Esercizi

Esercizio 1: Trova il bias

Crea un dataset biasato (es. dove l'età influenza ingiustamente l'esito) e mostra come il modello amplifica il pregiudizio. Poi correggi il dataset e confronta i risultati.

```

import numpy as np
from sklearn.linear_model import LogisticRegression

np.random.seed(42)

# Crea un dataset biasato

# Addestra un modello

# Mostra il bias nelle previsioni

# Correggi e confronta
  
```


Esercizio 2: Discussione

Per ognuno di questi scenari, scrivi (come commento nel codice) se pensi che l'uso dell'IA sia etico o no, e perché:

```
scenari = [  
    "Un'IA che seleziona i CV per un'azienda",  
    "Un'IA che consiglia quale film guardare su Netflix",  
    "Un'IA che decide se concedere un mutuo",  
    "Un'IA che genera i compiti in classe",  
    "Un'IA che monitora gli studenti durante un esame online",  
    "Un'IA che prevede quali studenti sono a rischio bocciatura",  
]  
  
for i, s in enumerate(scenari, 1):  
    print(f"{i}. {s}")  
  
# Scrivi le tue risposte come commenti qui sotto!
```

Esercizio 3: Modello interpretabile vs black box

Addestra sia un albero di decisione che una rete neurale sullo stesso dataset. Mostra come l'albero è interpretabile (puoi vedere le regole) mentre la rete neurale è una scatola nera.

```
import numpy as np  
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier  
from sklearn.neural_network import MLPClassifier  
from sklearn.model_selection import train_test_split  
  
np.random.seed(42)  
  
# Crea il dataset  
  
# Addestra entrambi i modelli  
  
# Mostra le regole dell'albero (feature_importances_)  
# Mostra che la rete neurale non offre la stessa interpretabilità
```