

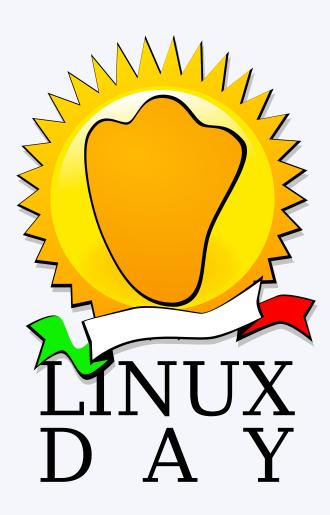


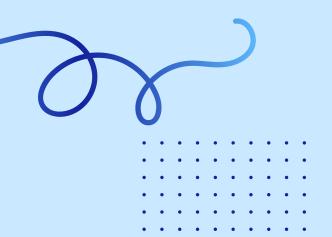


Il robot e l'algoritmo che gli insegnò a muoversi

Ornella Fanais







About me

Vivo a Cagliari, sono appassionata di robotica e intelligenza artificiale

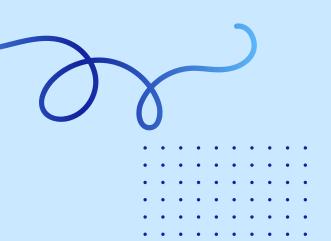
Laurea Magistrale in Ingegneria Meccanica (università di Cagliari)

Software engineer presso Avanade

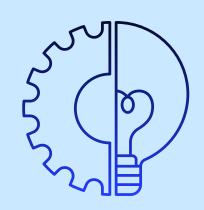
https://www.linkedin.com/in/ornella-fanais/







Sommario

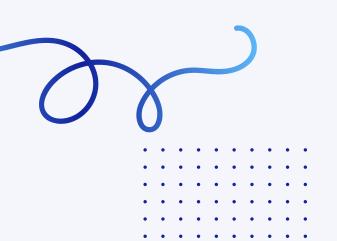


- Machine Learning
- Reinforcement Learning
- Principali elementi RL
- Strumenti per costruire un ambiente robotico

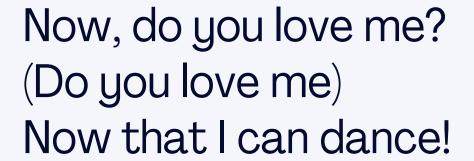
- Studio del problema fisico e del problema RL
- PyBullet 101
- **Ambiente OpenAl Gym**
- Colab e Gpu







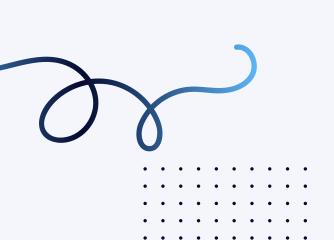




Do You Love Me?" by The Contours.









Machine Learning



Supervised learning

Consiste nel trarre un modello a partire da dati etichettati ed effettuare previsioni relative a dati non disponibili. Le tecniche utilizzate sono la regressione e la classificazione.

Unsupervised learning

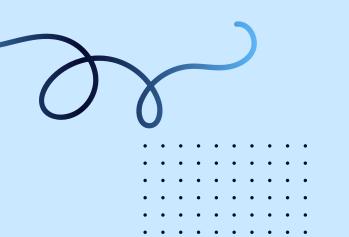
In questo caso i dati di addestramento non sono etichettati. Le tecniche utilizzate, il clustering consentono di organizzare una serie di informazione all'interno di gruppi significativi.

Reinforcement learning

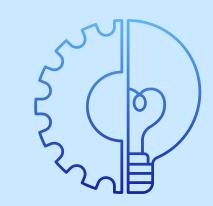
Il sistema di apprendimento chiamato agente osserva l'ambiente, lo aiuta a selezionare ed eseguire azioni ottenendo in cambio una ricompensa.







Reinforcement Learning



L'apprendimento dell'agente è dato dalla continua interazione con l'ambiente Al fine di raggiungere il corretto addestramento che deve culminare con la massimizzazione della ricompensa.

	Stato
	Azione
	Ricompensa
Agente	

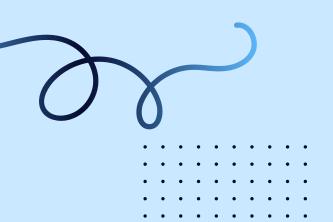


Ambiente

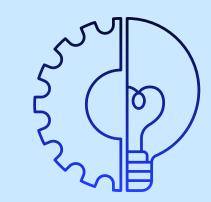
- Esegue l'azione
- Riceve informazioni sullo stato
- Riceve la ricompensa

- Riceve l'azione
- Emette uno stato (Modifica il suo stato)
- Emette la ricompensa





Ambiente RL



Rappresenta l'universo in cui esiste l'agente. L'ambiente si trova sempre in uno stato specifico che viene modificato dalle azioni che l'agente intraprende.



Azione:

eseguita dall'agente per modificare lo stato dell'ambiente.



Stato:

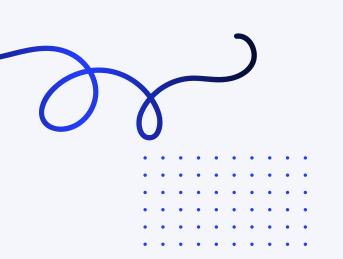
Informazione che l'ambiente fornisce all'agente.



Ricompensa:

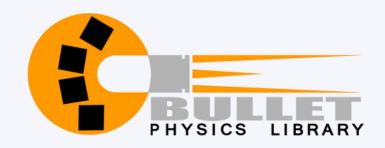
Fornisce all'agente un feedback relativo all'azione intrapresa.





Strumenti per costruire un ambiente robotico RL





PyBullet

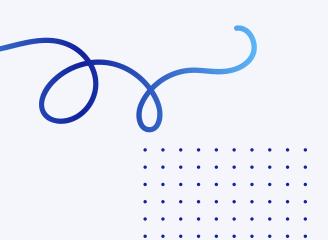
PyBullet è una libreria che sfrutta un Physics engine, utilizza Python per la simulazione robotica e il Reinforcement Learning. Rappresenta una valida alternativa open source per la physics simulation anche in ambito scientifico.

OpenAl Gym

E' un toolkit open-source che fornisce un'ampia varietà di ambienti simulati rilasciato nel 2016 da Elon Musk e Sam Altman. Lo scopo è quello di fornire un standard di sviluppo per l'intelligenza artificiale facile da configurare e utilizzabile con Python.





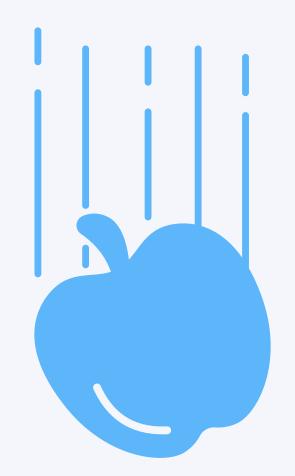


Librerie Python e Analisi





Analisi del problema fisico: **PyBullet**geometria e cinematica





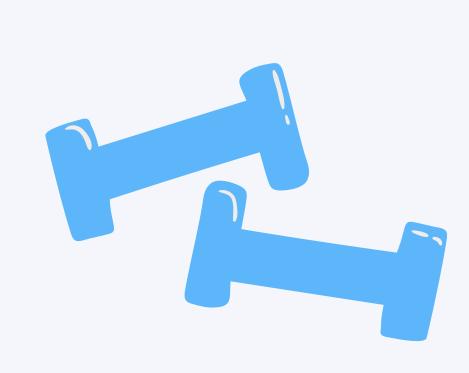
Analisi del problema RL:

Standard OpenAl Gym

costruzione dell'ambiente RL

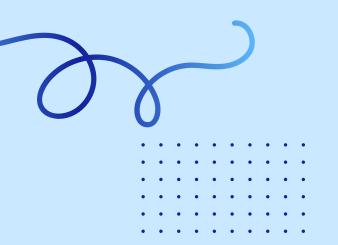
PyBullet

algoritmi PPO e DNQ

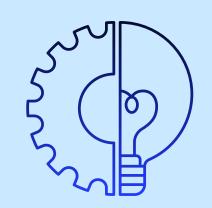








Analisi di un problema fisico con Pybullet



Caricamento

Occorre conoscere la geometria del sistema oggetto di studio e il suo comportamento cinematico. Utilizzeremo le informazioni all'interno dei file URDF.



Dobbiamo monitorare i paramentri quando vogliamo simulare un determinato evento che prevede il movimento di un corpo.





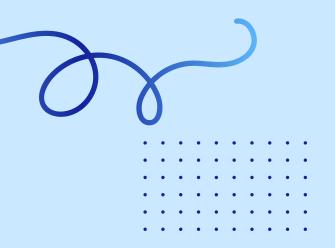
Controllo

Dobbiamo generare un movimento in modo tale da soddisfare il nostro obiettivo (per esempio la manipolazione di un oggetto attraverso una pinza).

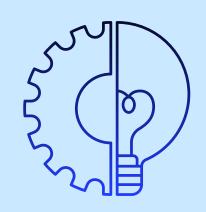
Cinematica inversa

Note le posizioni x,y,z cartesiane dell'oggetto si vuole convertire l'informazione in termini di inclinazione o angoli rispetto a un asse di riferimento differente da quello principale.

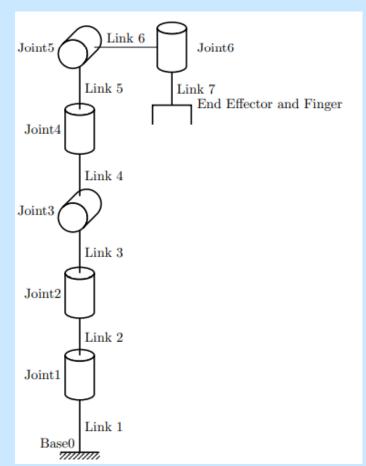




PyBullet 101: Some Basic Stuff



Nell'industria 4.0 è molto importante avvalersi di ambienti di simulazione perché permettono una notevole riduzione dei costi.

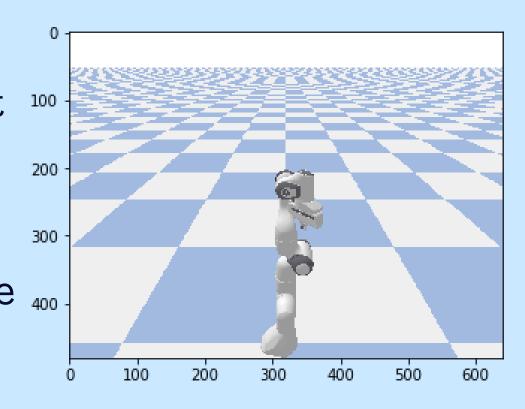


Catena cinematica 7DOF

URDF (Universal Robot Description File) sono utilizzati nei progetti ROS (Robot Operating System) per descrivere il robot e i suoi elementi.

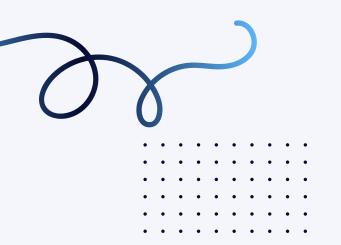
Il robot è costituito da:

- links: i corpi rigidi;
- **joints**: sono i giunti ovvero i motori che consentono al robot di muoversi. Tra i più diffusi si possono annoverare: i giunti prismatici (traslazione) e quelli rotoidali (rotazione).



Franka Panda Emilka 7 DOF





Caricamento

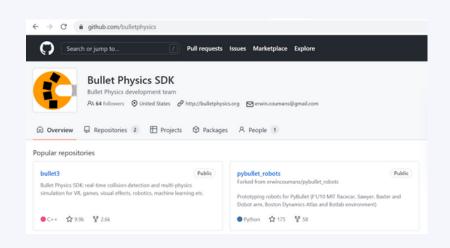


Svolge la funzione di caricamento del file URDF del robot.

loadURDF("franka_panda/panda.urdf", [0, 0, 0],[0, 0, 0, 1], useFixedBase = True)



loadURDF"





basePosition [0, 0, 0]

Sono le componenti cartesiane del vettore posizione [x,y,z].

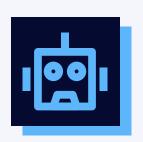
Su ogni giunto sarà posizionata una terna.



baseOrientation [0, 0, 0,1]

Sono le proiezioni dei versori i,j,k sugli assi x,y,z. Si utilizzano gli angoli di Eulero (roll, pitch, yaw) con l'aggiunta di un 4° parametro, da qui i quaternioni.

Ogni giunto avrà una terna la cui orientazione farà riferimento ad un sistema cartesiano di riferimento.

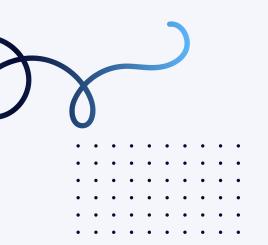


useFixedBaseTrue

Parametro opzionale utile per fissare la base.]







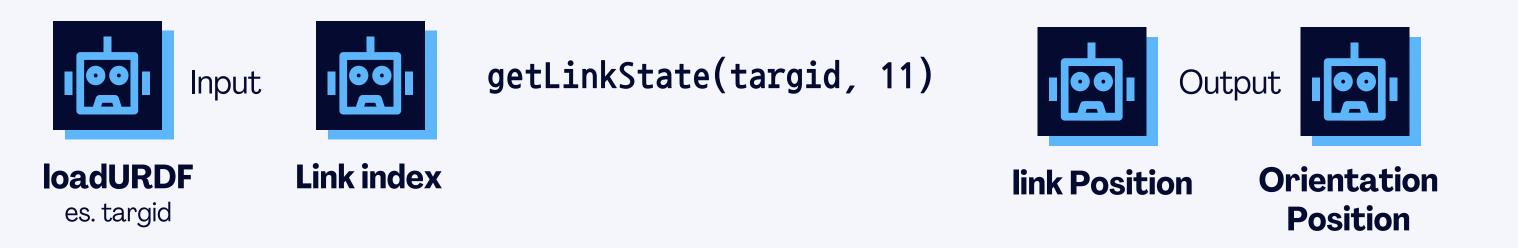
Monitoraggio



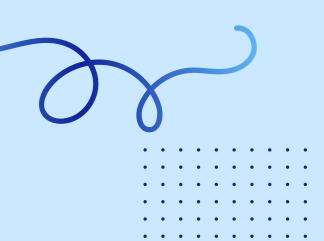
Possiamo ricavare diverse variabili di stato del giunto usando **getJointState**, quali posizione e velocità in riferimento allo spazio di lavoro (**task space**).



Possiamo ottenere informazioni sulla posizione cartesiana e l'orientamento per il centro di massa di ciascuno links utilizzando **getLinkState** riferendoci allo spazio cartesiano (**configuration space**).







Configuration Space VS Task Space





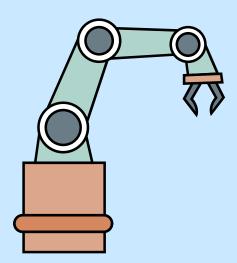
Configuration Space

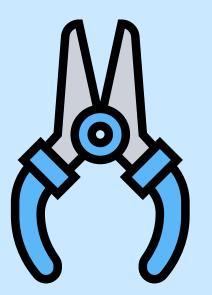
è lo spazio che contiene tutte le possibili configurazione dei giunti.



Task Space

è lo spazio che contiene tutte le possibili posizioni raggiungibili dall'end effector







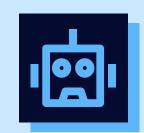


Azionamento

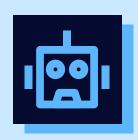
Svolge la funzione di controllo del movimento dei robot quindi dei suoi link e dei giunti in funzione dell'obiettivo da raggiungere. Utilizzato per modificare la velocità, la posizione o applicare una coppia torcente sul giunto.

setJointMotorControlArray(targid, [2, 4], p.POSITION_CONTROL, [joint_two_targ , joint_four_targ])

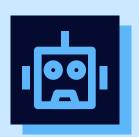




loadURDF JointIndex

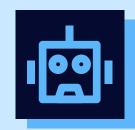


controlMode



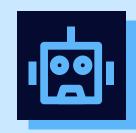
Position control mode

Il motore segue la posizione fornita e mantiene la stessa anche se agiscono forze esterne sul sistema. Es.3D printer



Velocity control mode

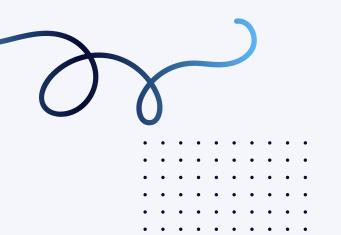
Il giunto dovrà raggiungere la velocità target desiderata data la massima coppia applicata.



Toque control mode

La modalità di controllo della coppia consente di stabilire il valore coppia agente sul motore.



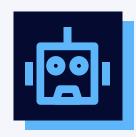


Azionamento





controlMode



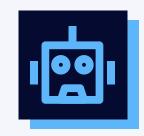
p.VELOCITY_CONTROL

p.setJointMotorControl2(
bodyIndex=body,
jointIndex=joint,
controlMode=p.VELOCITY
_CONTROL,
targetVelocity=vel,
force=max_force)



p.TORQUE_CONTROL

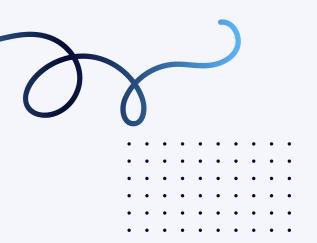
p.setJointMotorControl
2(
bodyIndex=body,
jointIndex=joint,
controlMode=p.TORQU
E_CONTROL,
force=torque)



p.POSITION_CONTROL,

p.setJointMotorControl2 (
bodyIndex=body,
jointIndex=joint,
controlMode=p.POSITION_
CONTROL,
targetPosition=pos,
force=max_force)



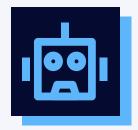


Cinematica Inversa

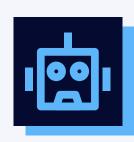


Nota la posizione dell'end effector qual è il valore delle varibili di giunto? La cinematica inversa ci permette di passare dalle coordinate cartesiane agli angoli dei giunti passando dal world space system al joint space system.

calculateInverseKinematics(self.pandaUid,11,newPosition, orientation)



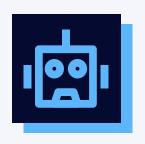
loadURDF
"franka_panda/panda.urdf"



endEffectorLinkIndex



targetPosition (end effector)

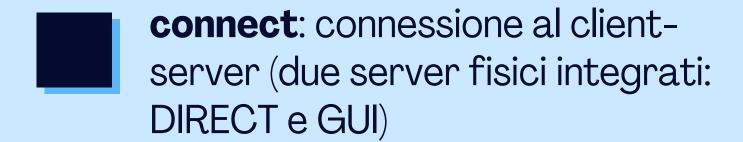


targetOrientation





Esempio di physics simulation



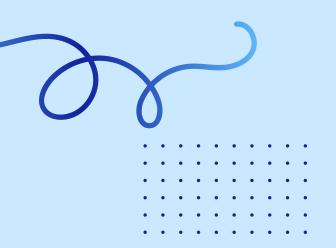


resetSimulation, stepSimulation: per concludere e iniziare la simulazione

```
import pybullet
import pybullet_data
pybullet.connect(pybullet.GUI)
# without GUI: pybullet.connect(pybullet.DIRECT)
pybullet.setGravity(0, 0, -9.81)
pybullet.setAdditionalSearchPath(pybullet_data.getDataPath())
cobot = pybullet.loadURDF("franka_panda/panda.urdf", [0, 0, 0],
[0, 0, 0, 1], useFixedBase = True)
pybullet.resetSimulation()
for step in range(500):
  joint_two_targ = np.random.uniform(jointLowerLimit,
jointUpperLimit)
  joint_four_targ = np.random.uniform(jointLowerLimit,
jointUpperLimit)
  p.setJointMotorControlArray(cobot, [2, 4],
p.POSITION_CONTROL, [joint_two_targ , joint_four_targ])
  p.stepSimulation()
  print(p.getJointStates(cobot, [2 , 4]))
```







Analisi di un problema RL



Inizializzazione

Si devono imporre delle condizioni al contorno, questo significa ad esempio stabilire le direzioni e le posizioni consentite e le forze da applicare.

Step

Rappresenta l'obiettivo e racchiude tutte le analisi effettuate nella fase di studio del problema fisico e il sistema di ricompense. Inoltre registra l'andamento dei parametri fornendo l'osservazione dei parametri di stato.



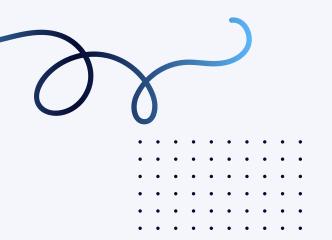
Riporta il sistema nella configurazione di partenza.

Render

Fornisce un riscontro visivo della simulazione.







Ambiente PandaEnv

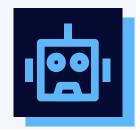


Lo sviluppo di un ambiente RL secondo lo standard OpenAl Gym si basa sui metodi:



__init__

In cui sono presenti le informazioni relative alle azioni da intraprendere e le variabili da monitorare.



Step()

Eseguire un'azione che restituisce la corrente osservazione, ricompensa e l'indicazione sulla fine dell'episodio.



Reset()

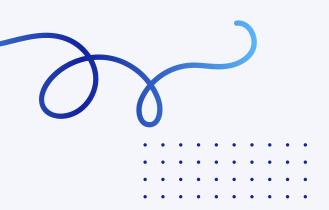
Riporta l'ambiente al suo stato iniziale ottenendo la prima osservazione di inizializzazione.



Render()

Rappresenta in forma grafica l'ambiente.





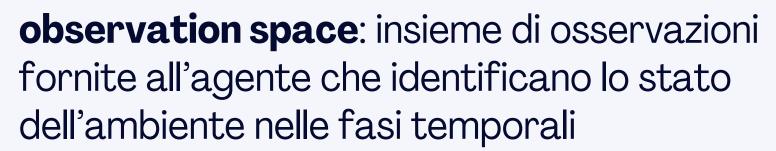
Inizializzazione __init_





action space: insieme di azioni che possono essere eseguite, in questo caso sono di tipo continuo:

- (x,y,z)end-effector che deve raggiungere con un d = 0.05 il target
- variabile unica per la pinza al fine di ottenere un array di dimensione 4



- (x,y,z)end-effector per ogni step raggiunto
- le due varibili di giunto

al fine di ottenere un array di dimensione 5

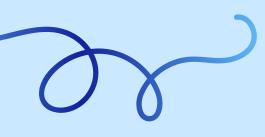


Obiettivo: raggiungere il target posizionato all'interno della scatola.



Semplificazione: ipotizziamo che la pinza sia sempre rivolta verso il basso in modo da trascurare dell'orientamento.





Step()



Determinazione della nuova posizione: ad ogni step controlliamo il robot attraverso uno spostamento incrementale pari a dv verso la posizione cartesiana desiderata.



calculateInverseKinematics() per calcolare le variabili del giunto target per il robot, in input inseriamo la nuova posizione e l'orientamento (0, -pi/2, pi/2) con la pinza diretta verso il basso (per l'orientazione usiamo getQuaternionFromEuler()).



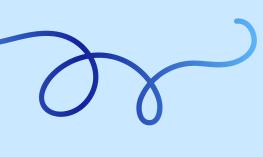
setJointMotorControlArray() ad ogni step e quindi per ciascun dv di spostamento registro la posizione dell'end effector utilizzando getLinkState() e della pinza utilizzando getJointState() ad ogni variazione calcolo la cinematica inversa e opero il controllo per il raggiungimento del target.



Sistema di ricompensa: se il robot afferra l'oggetto e lo raccoglie a una certa altezza pari a 0.3, l'agente ottiene una ricompensa pari a 10. L'episodio termina se si raggiungono il massimo numero di step pari a 20000 oppure se il robot raggiunge l'obiettivo.







Reset()





Posizione di restart: ad ogni episodio il robot deve partire nella stessa posizione del precedente.



Osservazione() l'end effector, come per il metodo step, viene monitorato dalla funzione getLinkState(), mentre le variabili congiunte della pinza possono essere ottenute usando getJointState().







Esempio di simulazione RL

- env.action_space.sample(): agente casuale che genera azioni random per testare le funzionalità quindi lo spostamento di end effector e pinze
- env.Reset(): riporta il robot nella posizione di reset
 - **Tupla:** racchiude le informazioni per ogni step relative alle varibili osservate, ricompensa, successo e info

```
import gym
images =[]
env = PandaEnv()
for i_episode in range(1):
    observation = env.reset()
    for t in range(20):
        #print(observation)
        action = env.action_space.sample()
        observation, reward, done, info = env.step(action)
        print(f" {observation} Reward {reward} info {info}")
        img = env.render()
        images.append(img)
        if done:
            print("Episode finished after {}
timesteps".format(t+1))
            break
env.close()
```





7

Pybullet e OpenAI Gym = Agente

Pybullet è diventata una libreria di riferimento anche per sviluppo di agenti RL. Attraverso stable_baselines3 è possibile sviluppare agenti utilizzando gli algoritmi:

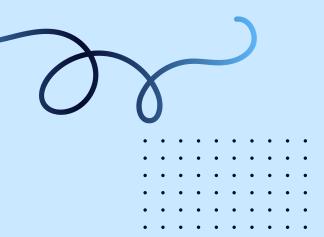
- PPO
- DQN
- A2C

Senza dover realizzare una rete neurale con tensorflow.

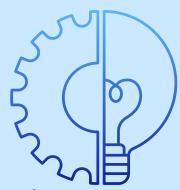
```
from stable_baselines3 import PPO
import gym
# Parallel environments
env = gym.make("pandaenv-v0")
model = PPO(policy = "MlpPolicy",env = env, verbose=1)
model.learn(total_timesteps=250) #25000
images = []
obs = env.reset()
for i in range(20): #20000
    action, _state = model.predict(obs, deterministic=True)
    obs, reward, done, info = env.step(action)
    print(f" {obs} Reward {reward} info {info}")
    #img = model.env.render(mode='rgb_array')
    #images.append(img)
    if done:
      obs = env.reset()
```





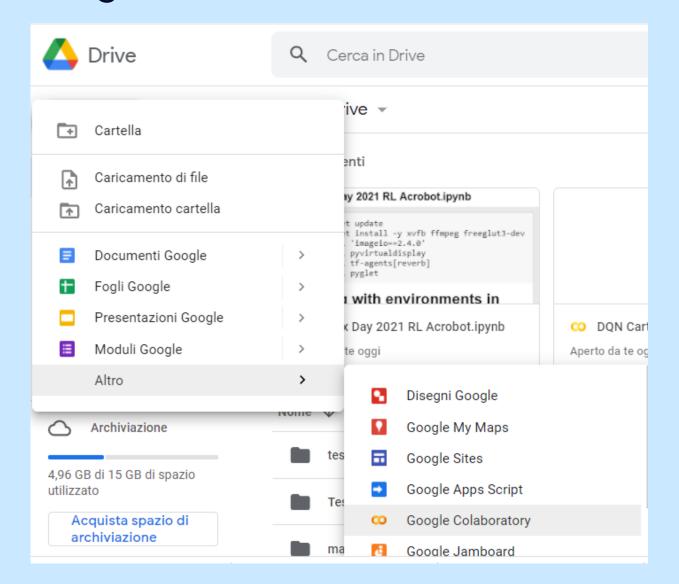


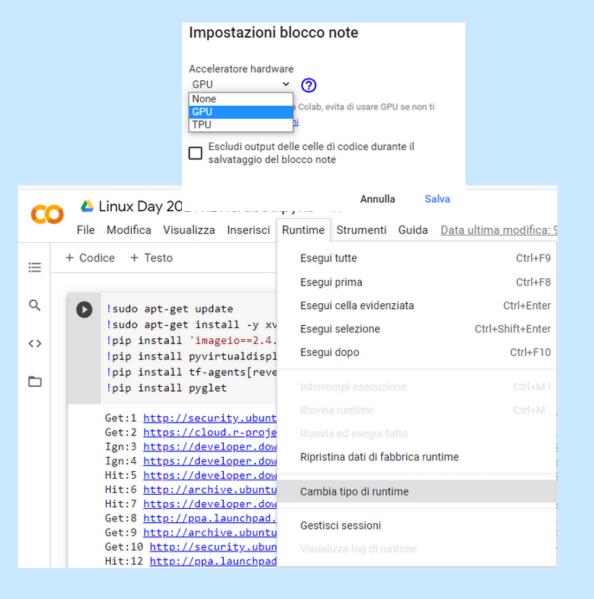
Colaboratory e GPU



"Colab" permette di scrivere ed eseguire codice Python direttamente dal browser con i seguenti vantaggi:

- Nessuna configurazione necessaria
- Accesso gratuito alle GPU









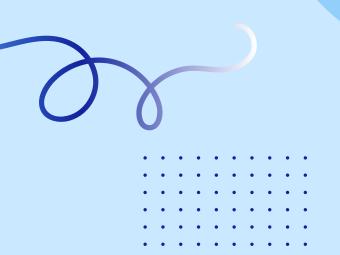
References



- PyBullet Quickstart Guide
- http://wiki.ros.org/urdf/Tutorials
- nttps://github.com/bulletphysics
- https://github.com/OrnellaFanais/LinuxDay2022.git







Thank You



"Che siano esperienze simulate o sogni, le informazioni sono al tempo stesso realtà e fantasia e in ogni caso, tutti i dati che una persona accumula durante il corso della propria esistenza non sono che una goccia nel mare."

Batou, Ghost in the shell

