Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
Future Artificial Intelligence Research

Integrazione di Informazioni Fisiche in LLM Multimodali per la Manipolazione Robotica

Giulia Pasquale,

Istituto Italiano di Tecnologia

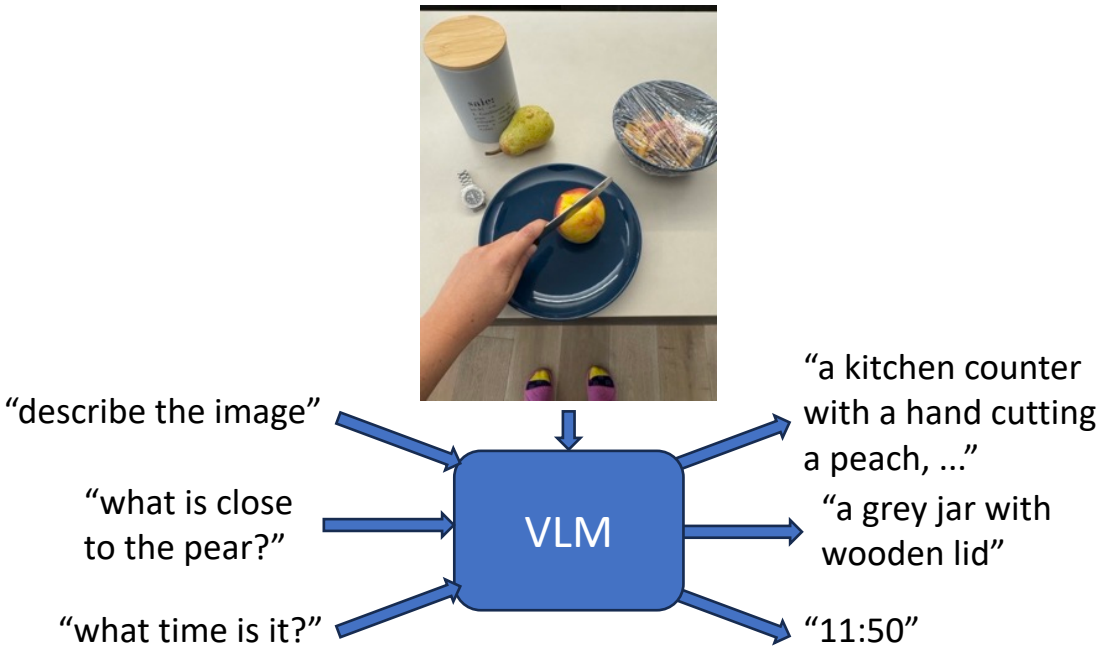
24/09/2024, Napoli

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Progresso di Large Language Models e Vision-Language Models

LLM e VLM permettono interazione naturale con le macchine

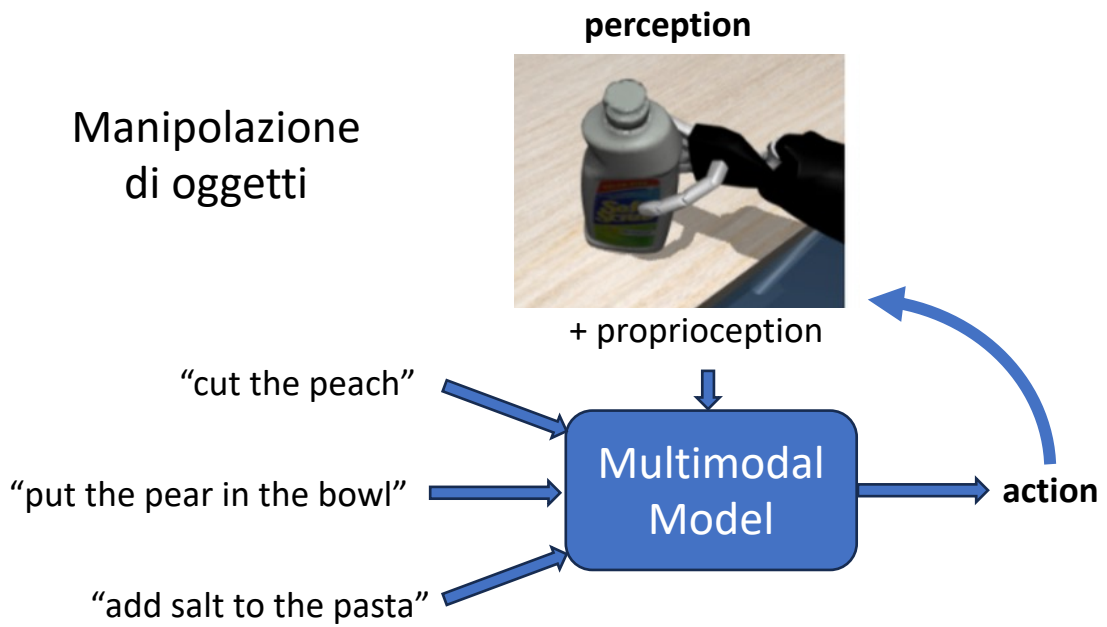
Un solo VLM può essere istruito per svariati task visivi:



Come estendere questo progresso alla robotica?

Embodied machines

Manipolazione di oggetti

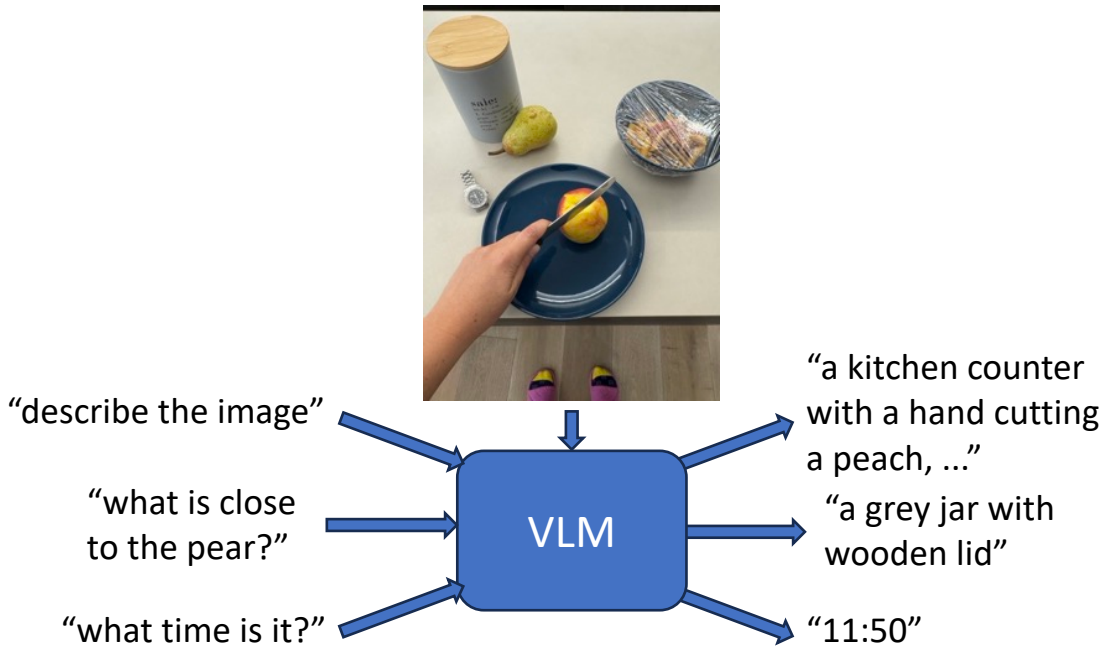


Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Progresso di Large Language Models e Vision-Language Models

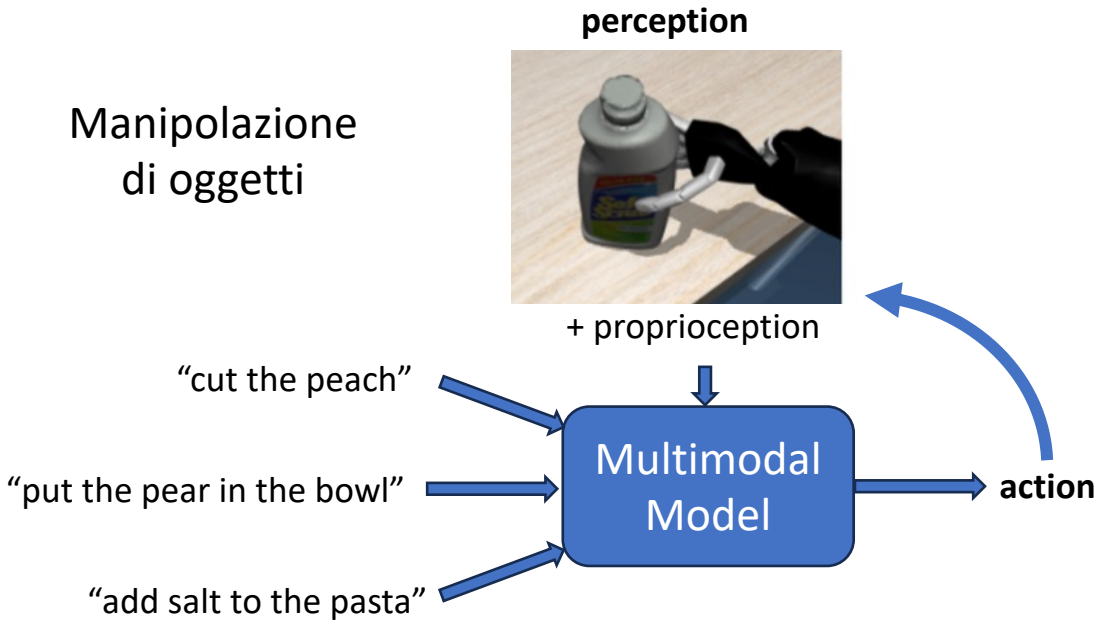
LLM e VLM permettono interazione naturale con le macchine

Un solo VLM può essere istruito per svariati task visivi:



Obiettivi a lungo termine:

- Apprendimento di task di manipolazione
- ''Grounding'' di comandi espressi in linguaggio naturale

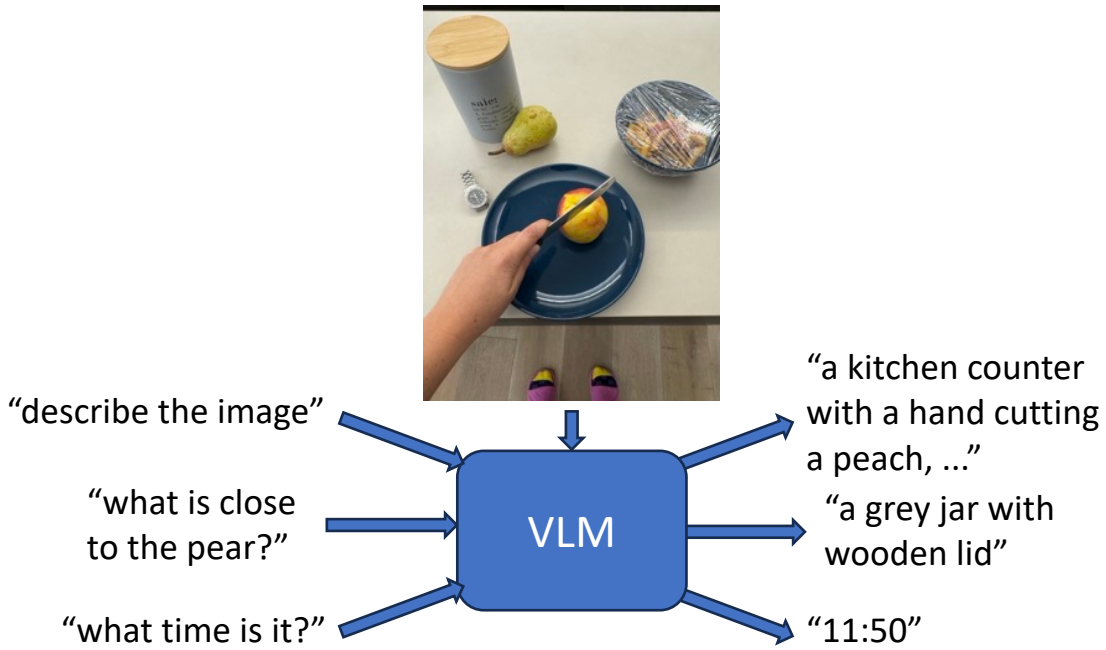


Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Progresso di Large Language Models e Vision-Language Models

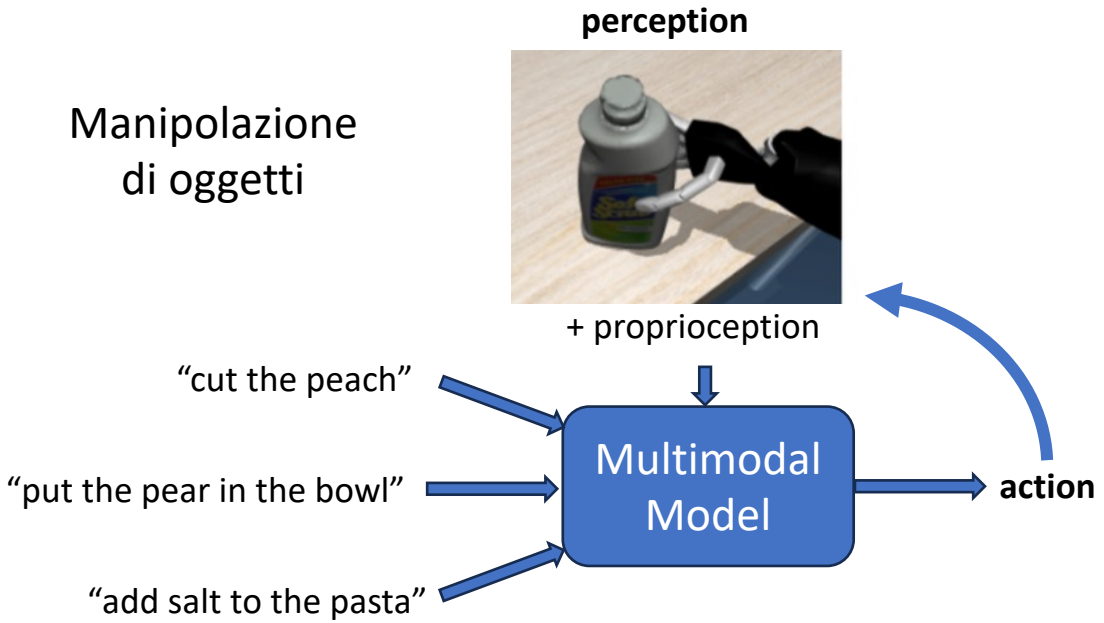
LLM e VLM permettono interazione naturale con le macchine

Un solo VLM può essere istruito per svariati task visivi:



Obiettivi a lungo termine:

- Apprendimento di task di manipolazione
- "Grounding" di comandi espressi in linguaggio naturale



Apprendimento di task di manipolazione

(In Robotica) esistono due paradigmi per l'apprendimento di task di manipolazione:

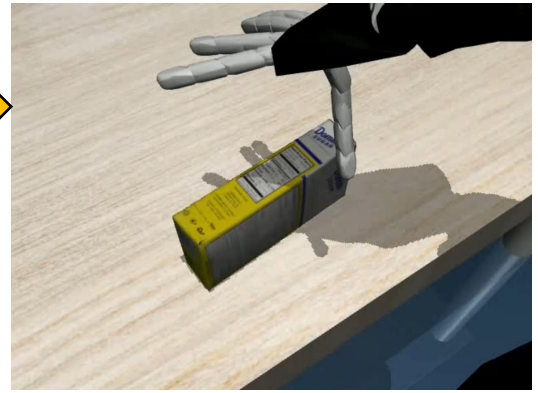
- *Reinforcement Learning*
  - Può essere indispensabile
  - Spesso parte in simulazione (la fase iniziale è critica)
- *Imitation Learning*
  - Può velocizzare la fase iniziale dell'apprendimento
  - Necessita di dimostrazioni (ed è limitato dalle stesse)

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Accelerazione di metodi di Reinforcement Learning (RL)

(In Robotica) esistono due paradigmi per l'apprendimento di task di manipolazione:

- *Reinforcement Learning*
  - Può essere indispensabile
  - Spesso parte in simulazione (la fase iniziale è critica)
- *Imitation Learning*
  - Può velocizzare la fase iniziale dell'apprendimento
  - Necessita di dimostrazioni (ed è limitato dalle stesse)



Una parte iniziale del lavoro si è focalizzata sull'accelerazione di metodi di RL per prese con più dita:

[1] Sfruttando modelli disponibili per la pianificazione della presa (*grasp planners*)

[2] Colmando il divario tra simulazione e realtà mediante *residual RL*

[1] Ceola, F., Maiettini, E., Rosasco, L., and Natale, L., A Grasp Pose is All You Need: Learning Multi-fingered Grasping with Deep Reinforcement Learning from Vision and Touch, in IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Detroit, MI, USA, 2023.

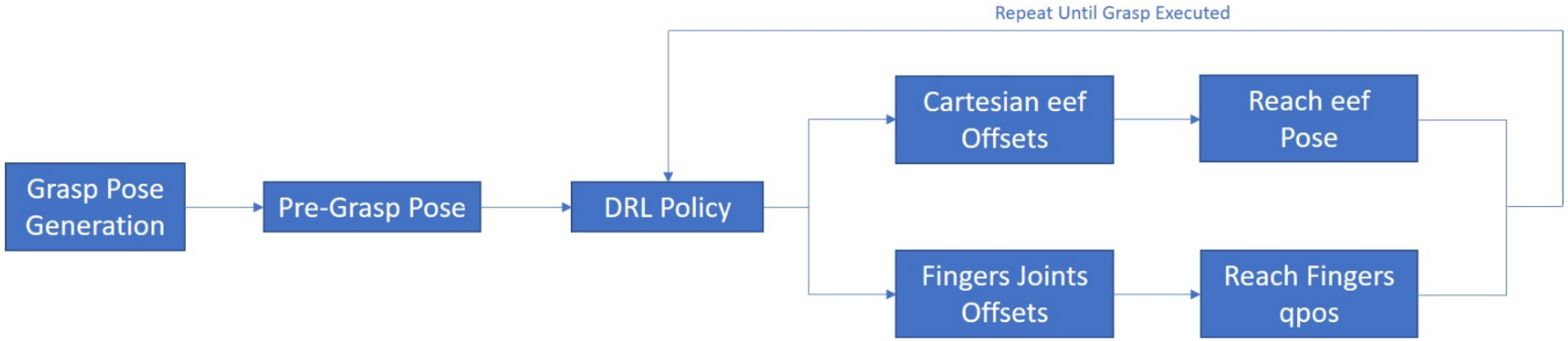
[2] Ceola, F., Rosasco, L., and Natale, L., RESPRECT: Speeding-up Multi-fingered Grasping with Residual Reinforcement Learning, IEEE Robotics & Automation Letters, vol. 9, no. 4, 2024.

Presa a più dita con RL sfruttando grasp planner disponibili

G-PAYN: A Grasp Pose is All You Need

1. Il manipolatore raggiunge una posa di **pre-grasp** calcolata a partire da un **grasp planner disponibile**
2. La **policy di RL** utilizza **RGB + tatto + propriocezione** per **raffinare** gli offset cartesiani e dei giunti e completare la presa

L'apprendimento della policy è accelerato da **dimostrazioni calcolate automaticamente da un grasp planner disponibile**.

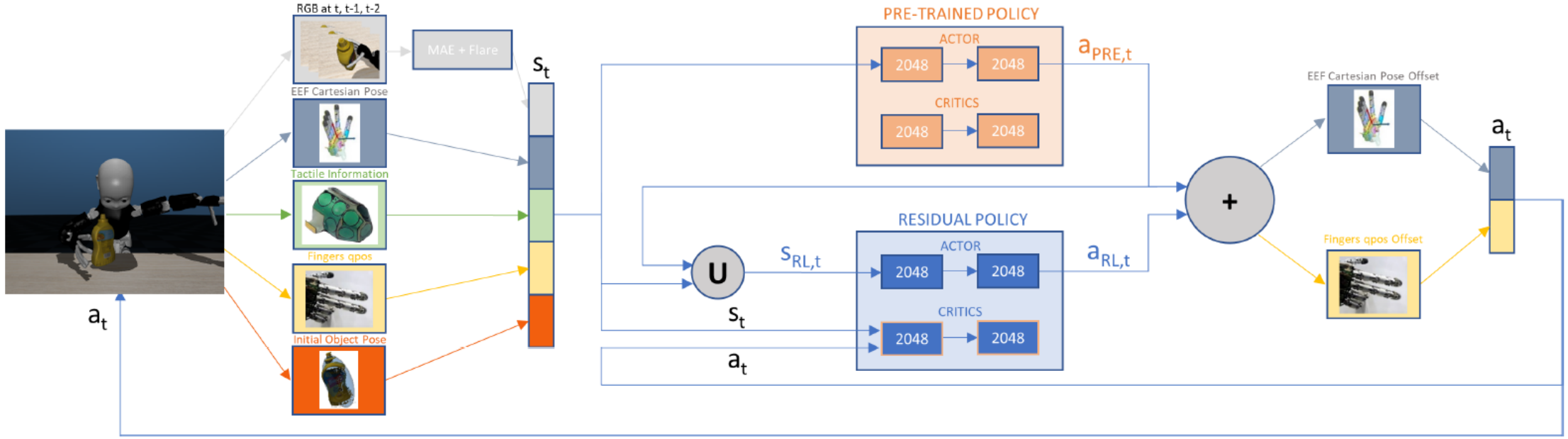


Ceola, F., Maiettini, E., Rosasco, L., and Natale, L., A Grasp Pose is All You Need: Learning Multi-fingered Grasping with Deep Reinforcement Learning from Vision and Touch, in IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Detroit, MI, USA, 2023.

Colmare il divario tra simulazione e realtà mediante residual RL

RESPRECT: RESidual learning with PREtrained CriTics

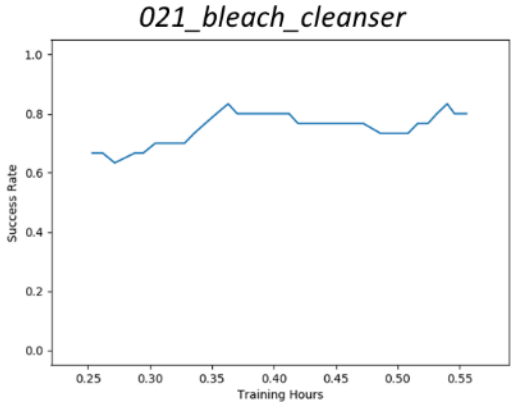
1. Policy pre-addestrata su molti oggetti in simulazione
2. Apprendimento di una policy residuale per la presa di un oggetto nuovo in una frazione del tempo (~5× più veloce)

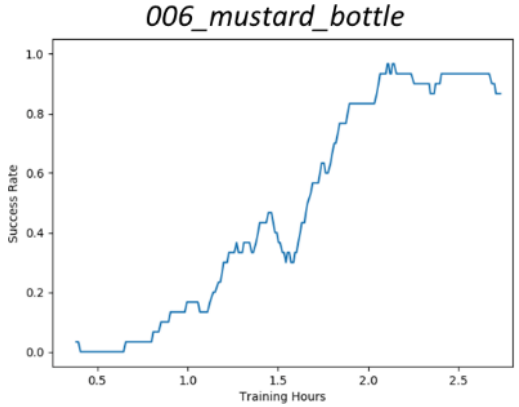


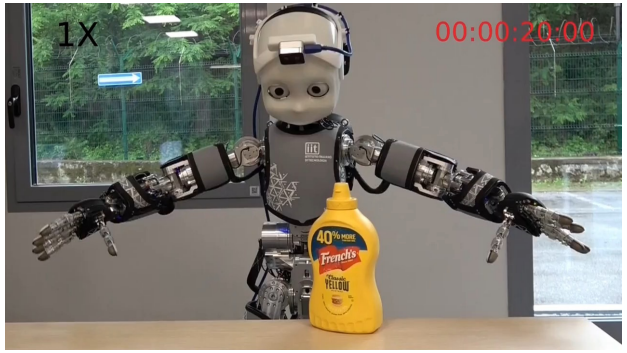
Ceola, F., Rosasco, L., and Natale, L., RESPRECT: Speeding-up Multi-fingered Grasping with Residual Reinforcement Learning, IEEE Robotics & Automation Letters, vol. 9, no. 4, 2024.

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Colmare il divario tra simulazione e realtà mediante residual RL







Ceola, F., Rosasco, L., and Natale, L., RESPRECT: Speeding-up Multi-fingered Grasping with Residual Reinforcement Learning, IEEE Robotics & Automation Letters, vol. 9, no. 4, 2024.

Apprendimento di task di manipolazione

(In Robotica) esistono due paradigmi per l'apprendimento di task di manipolazione:

- *Reinforcement Learning*
  - Può essere indispensabile
  - Spesso parte in simulazione (la fase iniziale è critica)
- *Imitation Learning*
  - Può velocizzare la fase iniziale dell'apprendimento
  - Necessita di dimostrazioni (ed è limitato dalle stesse)

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Acquisizione dati e metodi per Imitation Learning

(In Robotica) esistono due paradigmi per l'apprendimento di task di manipolazione:

- *Reinforcement Learning*
  - Può essere indispensabile
  - Spesso parte in simulazione (la fase iniziale è critica)
- *Imitation Learning*
  - Può velocizzare la fase iniziale dell'apprendimento
  - Necessita di dimostrazioni (ed è limitato dalle stesse)

Una parte di lavoro attuale studia l'apprendimento da dimostrazioni:

[1] retargeting della posa della mano su manipolatori con N-DoFs

[2] strategie di campionamento per Diffusion Policies

Dimostrazioni da **retargeting del movimento**:

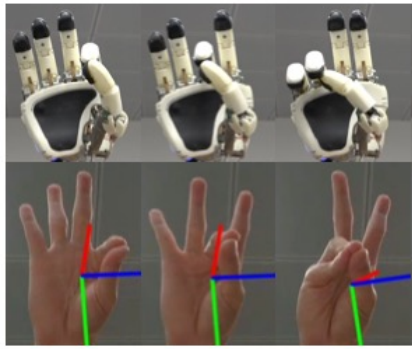
- teleoperazione del robot
  - ✓ registrazione interazioni fisiche
  - ! precise ma necessitano del setup
- video di persone (o altri robot)
  - ! come predire le forze di contatto?
  - ✓ meno precise ma disponibili

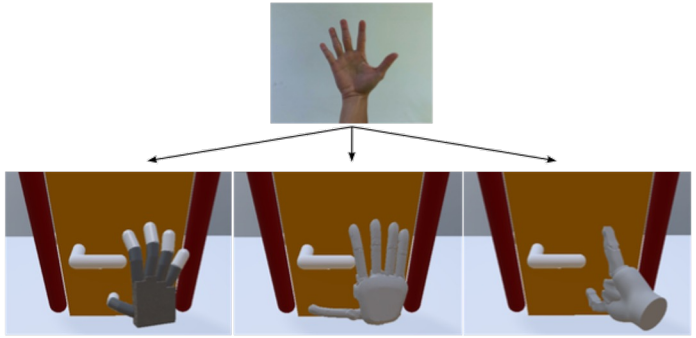
[1] Puang, E. Y., Ceola, F., Pasquale, G., and Natale, L., Hand Pose Retargeting on Manipulators with N-DoFs, submitted.
[2] Rosasco, A., Ceola, F., Pasquale G., and Natale, L., D-BTS: A Sampling Strategy for Diffusion-Binned Trajectory Selection, submitted.

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Retargeting della posa della mano

1. Posa della mano espressa da un insieme di ancore
2. Composizione di metodi per dimensionality reduction
   → Sinergie comuni tra manipolatori diversi





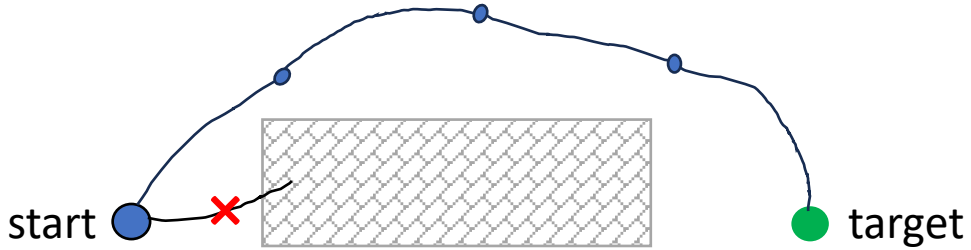
Puang, E. Y., Ceola, F., Pasquale, G., and Natale, L., Hand Pose Retargeting on Manipulators with N-DoFs, submitted.

Strategie di campionamento per Diffusion Policies

Diffusion Policy [1] è un approccio che applica metodi di generazione di immagini alla generazione di azioni.

La stocasticità del processo di denoising può generare azioni particolarmente fallimentari.

→ Studiamo strategie di campionamento per evitarle.



Rosasco, A., Ceola, F., Pasquale G., and Natale, L., D-BTS: A Sampling Strategy for Diffusion-Binned Trajectory Selection, submitted.

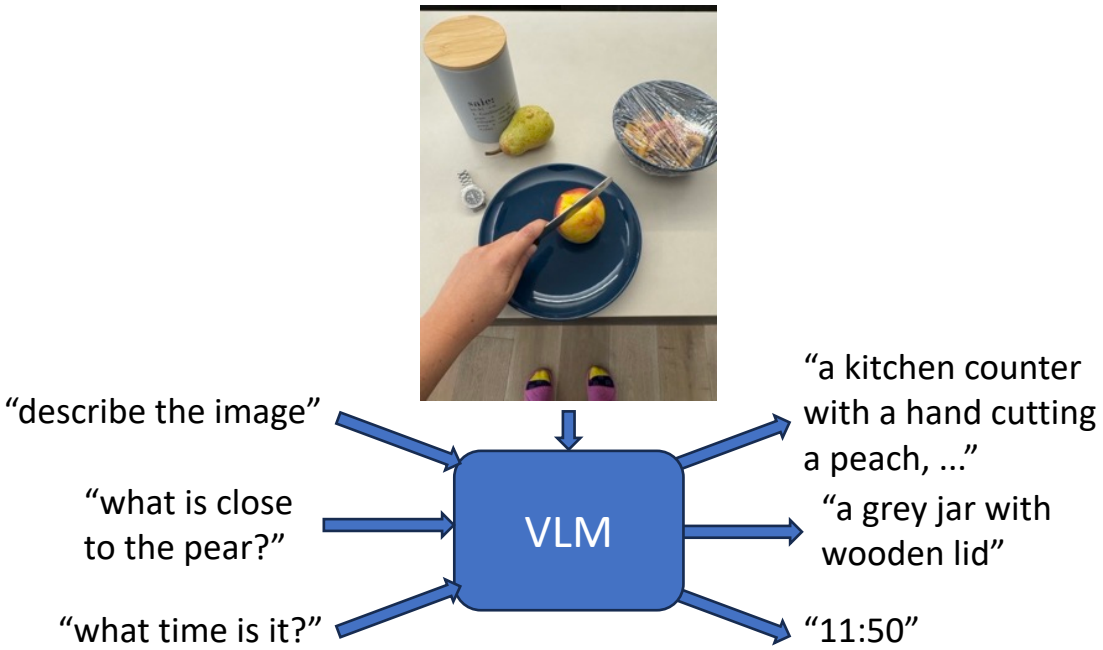
[1] Chi, C., Xu, Z., Feng, S., Cousineau, E., Du, Y., Burchfiel, B., Tedrake, R., and Song, S., Diffusion Policy: Visuomotor Policy Learning via Action Diffusion, Proceedings of Robotics: Science and Systems (RSS), 2023, & The International Journal of Robotics Research, 2024.

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Progresso di Large Language Models e Vision-Language Models

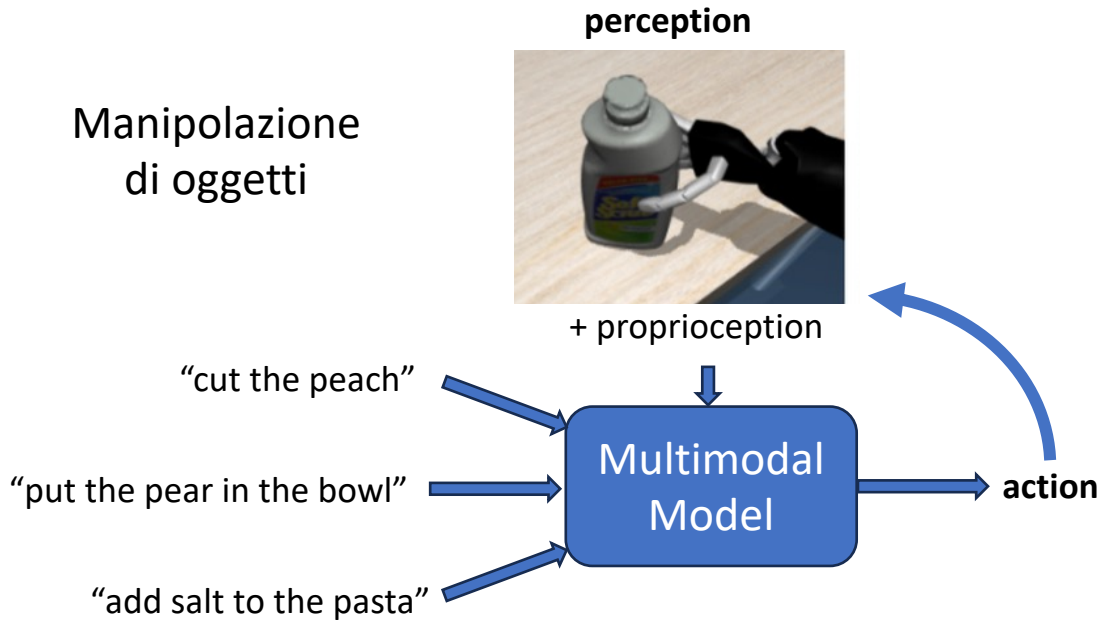
LLM e VLM permettono interazione naturale con le macchine

Un solo VLM può essere istruito per svariati task visivi:



Obiettivi a lungo termine:

- Apprendimento di task di manipolazione
- ''Grounding'' di comandi espressi in linguaggio naturale



Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Grounding di comandi espressi in linguaggio naturale

Task
Clean the pan.
Cook the capsicum and place it on a plate.
Cook the vegetables.
Dry the plate.
Hide the teddy bear in the red bowl.
Match the cups with the appropriate bowls.
Place the bowl on the plate and the cup in the bowl matching the color.
Place the bowls on the appropriate plates.
Prepare two cups of tea.
Put a highlighter on each book.
Put the ball in the red pot.
Roll the dices in the bowl.
Serve the vegetables in different plates.
Set the table.
Sort the balls from left to right in order of size.
Stack green blocks.
Stack the bowls.
Stack the cups.
Throw away the rubbish paper.
Water the potted plant and put the can on the plate.

Task comunicato mediante una istruzione di alto livello espressa in linguaggio naturale:

1. **riflessione + pianificazione di alto livello**: per scomporre il task in sotto-tasks
2. **policy di controllo a basso livello**: esecuzione di ogni sotto-task

Fig. 3: **Sub-tasks decomposition** of a *Place the bowl on the plate and the cup in the bowl matching the color* sequence.

Ceola, Natale, Sünderhauf, Rana, LHManip: A Dataset for Long-Horizon Language-Grounded Manipulation Tasks in Cluttered Tabletop Environments, RSS Workshop on Mechanisms for Mapping Human Input to Robots From Robot Learning to Shared Control/Autonomy , also **part of the Open X-embodiment dataset (best paper award at ICRA 2024)**

Grounding di comandi espressi in linguaggio naturale

Task
Clean the pan.
Cook the capsicum and place it on a plate.
Cook the vegetables.
Dry the plate.
Hide the teddy bear in the red bowl.
Match the cups with the appropriate bowls.
Place the bowl on the plate and the cup in the bowl matching the color.
Place the bowls on the appropriate plates.
Prepare two cups of tea.
Put a highlighter on each book.
Put the ball in the red pot.
Roll the dices in the bowl.
Serve the vegetables in different plates.
Set the table.
Sort the balls from left to right in order of size.
Stack green blocks.
Stack the bowls.
Stack the cups.
Throw away the rubbish paper.
Water the potted plant and put the can on the plate.

Task comunicato mediante una istruzione di alto livello espressa in linguaggio naturale:

1. **riflessione + pianificazione di alto livello**: per scomporre il task in sotto-tasks
2. **policy di controllo a basso livello**: esecuzione di ogni sotto-task

Fig. 3: **Sub-tasks decomposition** of a *Place the bowl on the plate and the cup in the bowl matching the color* sequence.

I dataset per task a ``orizzonte lungo'' soffrono le limitazioni seguenti:

- disponibili solo in ambiente simulato
- oggetti semplici in condizioni su tavolo relativamente semplici

Ceola, Natale, Sünderhauf, Rana, LHManip: A Dataset for Long-Horizon Language-Grounded Manipulation Tasks in Cluttered Tabletop Environments, RSS Workshop on Mechanisms for Mapping Human Input to Robots From Robot Learning to Shared Control/Autonomy , also **part of the Open X-embodiment dataset (best paper award at ICRA 2024)**

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Grounding di comandi espressi in linguaggio naturale

Task
Clean the pan.
Cook the capsicum and place it on a plate.
Cook the vegetables.
Dry the plate.
Hide the teddy bear in the red bowl.
Match the cups with the appropriate bowls.
Place the bowl on the plate and the cup in the bowl matching the color.
Place the bowls on the appropriate plates.
Prepare two cups of tea.
Put a highlighter on each book.
Put the ball in the red pot.
Roll the dices in the bowl.
Serve the vegetables in different plates.
Set the table.
Sort the balls from left to right in order of size.
Stack green blocks.
Stack the bowls.
Stack the cups.
Throw away the rubbish paper.
Water the potted plant and put the can on the plate.

LHManip: A Dataset for Long-Horizon Language-Grounded Manipulation Tasks

- 20 task con un totale di 33 **oggetti quotidiani**
- ambiente da tavolo **molto disordinato**
- 10 dimostrazioni per task (oggetti e configurazioni diverse)
- acquisito mediante **teleoperazione**: *visione + propriocezione + azione*

Fig. 4: **Tasks variations**: we consider different plate-bowl colors for the *Place the bowls on the appropriate plates* task (left) and different plates for the *Dry the plate* task (right).

Ceola, Natale, Sünderhauf, Rana, LHManip: A Dataset for Long-Horizon Language-Grounded Manipulation Tasks in Cluttered Tabletop Environments, RSS Workshop on Mechanisms for Mapping Human Input to Robots From Robot Learning to Shared Control/Autonomy , also **part of the Open X-embodiment dataset (best paper award at ICRA 2024)**

Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Conclusioni e direzioni future

- Apprendimento di task di manipolazione
  - Accelerazione di RL
    - con dimostrazioni automatiche [IROS 2023]
    - colmando divario sim-2-real *[RAL 2024]*
  - Dati e metodi per IL
    - retargeting posa della mano *[submitted]*
    - campionamento metodi basati su Diffusion Policies *[submitted]*
- Grounding comandi in linguaggio naturale
  - Dati
    - Dataset in teleoperazione setting realistico [RSS workshop & ICRA 2024]

→ Apprendimento con combinazione di RL e IL

→ IL: Utilizzo di dimostrazioni disponibili da video di persone o altri robot

→ Grounding di comandi in linguaggio naturale: Metodi

→ Integrazione di sensori tattili

Finanziato dall'Unione europea
NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani
PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Grazie!

Riferimenti

Accelerazione di RL

F. Ceola, E. Maiettini, L. Rosasco and L. Natale, "A Grasp Pose is All You Need: Learning Multi-Fingered Grasping with Deep Reinforcement Learning from Vision and Touch," 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Detroit, MI, USA, 2023, pp. 2985-2992, doi: 10.1109/IROS55552.2023.10341776.

F. Ceola, L. Rosasco and L. Natale, "RESPRECT: Speeding-up Multi-Fingered Grasping With Residual Reinforcement Learning," in IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 9, no. 4, pp. 3045-3052, April 2024, doi: 10.1109/LRA.2024.3363532.

Dati e metodi per IL

Puang, E. Y., Ceola, F., Pasquale, G., and Natale, L., Hand Pose Retargeting on Manipulators with N-DoFs, submitted.

Rosasco, A., Ceola, F., Pasquale G., and Natale, L., D-BTS: A Sampling Strategy for Diffusion-Binned Trajectory Selection, submitted.

Grounding comandi in linguaggio naturale

Ceola F., Natale L., Sunderhauf N., Rana K., “LHManip: A Dataset for Long-Horizon Language-Grounded Manipulation Tasks in Cluttered Tabletop Environments”, RSS Workshop on Mechanisms for Mapping Human Input to Robots From Robot Learning to Shared Control/Autonomy

Percezione tattile

G. M. Caddeo, A. Marcani, P. D. Alfano, L. Rosasco, and L. Natale, “Sim2Real Bilevel Adaptation for Object Surface Classification using Vision-Based Tactile Sensors”, 2024 IEEE/RSJ International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Yokohama, JP, 2024.