

Proposte tesi (LM)

G. Grossi

2027-01-02

Table of contents

Intro	4
1. Tesi di Carattere Teorico	4
Sviluppo di Modelli di Deep Learning e AI Avanzata	4
Caratteristiche principali	5
2. Tesi di Carattere Sperimentale	5
Multimedia, Analisi del Comportamento Umano e Salute	5
Caratteristiche principali	6
Approccio Integrato	7
Landmarks 3D	8
<i>Titolo:</i> Analisi Automatizzata di Landmark 3D per il Riconoscimento Anatomico e il Supporto alle Decisioni Cliniche	8
Contesto e Motivazione	8
Obiettivi della Tesi	8
Stato dell'Arte (Sintesi)	9
Metodologia	9
1. Dataset e Preprocessing	9
2. Sviluppo del Modello	9
3. Analisi Clinica	9
Risultati Attesi	9
Impatto Atteso	10
Health (1)	11
<i>Titolo:</i> Architettura Multi-Agent per Patient Digital Twin: Progettazione e Validazione di un Orchestratore Clinico Explainable	11
Contesto	11
Obiettivo	12
Attività	12
Risultati Attesi	12
Impatto	12
Health (2)	13
<i>Titolo:</i> Infrastruttura Federata e Privacy-Preserving per l'Addestramento di Modelli AI in Sanità: Progettazione e Valutazione di un Framework Edge–Cloud–Blockchain	13
Contesto	13

Obiettivo	14
Attività	14
Risultati Attesi	14
Impatto	14
RPPG e segnali vitali	15
<i>Titolo:</i> Monitoraggio Non Invasivo della Vitalità nel Trapianto Cutaneo tramite rPPG e Analisi Spettrale Explainable	15
Contesto	15
Obiettivo	16
Attività	16
Risultati Attesi	17
Impatto	17
hands 3D (1)	18
<i>Titolo:</i> Predizione dell'Articolazione 3D della Mano tramite Decomposizione Spettrale Slow–Fast	18
Contesto	18
Obiettivo	19
Attività	19
Risultati Attesi	19
Impatto	20
Hands 3D (2)	21
<i>Titolo:</i> Classificazione delle Azioni delle Mani tramite Modellazione Multi-Scala e Analisi Spettrale	21
Contesto	21
Obiettivo	22
Attività	22
Risultati Attesi	22
Impatto	23

Intro

Le tesi proposte nell'area **Health, AI e Multimedia Analysis** si articolano in due principali tipologie, pensate per valorizzare differenti inclinazioni e obiettivi formativi dello studente:

- **Tesi a carattere teorico–metodologico**
- **Tesi a carattere sperimentale–applicativo**

Entrambe prevedono rigore scientifico, sviluppo software e validazione quantitativa, ma differiscono per enfasi e contesto operativo.

1. Tesi di Carattere Teorico

Sviluppo di Modelli di Deep Learning e AI Avanzata

Queste tesi sono orientate alla progettazione e sviluppo di **nuovi modelli computazionali**, con particolare attenzione a:

- Deep Learning per segnali biomedici
- Modelli multimodali (video, segnali fisiologici, testo clinico)
- Architetture Transformer e reti neurali spettrali
- Explainable AI (XAI)
- Metric learning e self-supervised learning
- Clustering non supervisionato e analisi spettrale

L'obiettivo è contribuire allo **sviluppo metodologico**, introducendo nuove architetture o strategie di apprendimento con validazione su dataset di riferimento o clinici.

Caratteristiche principali

- Forte componente matematica e modellistica
- Analisi teorica delle prestazioni
- Studio della generalizzazione e robustezza
- Possibile pubblicazione scientifica in ambito AI/ML

Ideali per studenti interessati a:

- Ricerca accademica
 - Dottorato
 - Sviluppo di algoritmi innovativi
-

2. Tesi di Carattere Sperimentale

Multimedia, Analisi del Comportamento Umano e Salute

Queste tesi sono focalizzate su **applicazioni reali**, spesso in collaborazione con strutture cliniche o laboratori sperimentali.

Ambiti tipici:

- Analisi video per salute e monitoraggio clinico
- Remote photoplethysmography (rPPG)
- Analisi del comportamento umano da segnali audiovisivi
- Valutazione dello stato emotivo o cognitivo
- Monitoraggio non invasivo in ambito sanitario
- Sistemi intelligenti per ambienti smart healthcare

L'attenzione è rivolta a:

- Acquisizione dati reali

- Progettazione pipeline completa (end-to-end)
- Validazione sperimentale su casi clinici o scenari realistici
- Integrazione tra modelli AI e vincoli del mondo reale

Caratteristiche principali

- Forte componente applicativa
- Collaborazione interdisciplinare
- Valutazione statistica su dati reali
- Impatto clinico o industriale

Ideali per studenti interessati a:

- Innovazione tecnologica in ambito sanitario
 - Trasferimento tecnologico
 - Ingegneria applicata e sviluppo prototipale
-

Approccio Integrato

In molti casi, le due dimensioni si integrano:

- sviluppo di modelli deep learning innovativi
- applicazione e validazione su problemi reali in ambito salute o multimedia

Questo consente allo studente di maturare competenze sia teoriche che sperimentali, con una formazione completa e altamente spendibile in:

- ricerca accademica
 - industria AI
 - settore biomedicale
 - digital health e telemedicina
-

Le proposte di tesi vengono definite in modo personalizzato, sulla base:

- del profilo dello studente
- delle competenze pregresse
- degli interessi verso teoria o applicazione
- degli obiettivi post-laurea

Landmarks 3D

Titolo: Analisi Automatizzata di Landmark 3D per il Riconoscimento Anatomico e il Supporto alle Decisioni Cliniche

Contesto e Motivazione

L'analisi dei *landmark* anatomici tridimensionali rappresenta uno strumento fondamentale per la descrizione quantitativa della morfologia umana a partire da dati di imaging 3D (TC, CBCT, scansioni ottiche, nuvole di punti).

L'identificazione automatica di punti anatomici di riferimento consente di:

- migliorare l'oggettività delle valutazioni cliniche;
- supportare la pianificazione chirurgica;
- monitorare l'evoluzione terapeutica;
- ridurre la variabilità inter-operatore.

Tuttavia, la variabilità anatomica e la complessità dei dati tridimensionali rendono ancora sfidante una localizzazione robusta e generalizzabile.

Obiettivi della Tesi

L'obiettivo principale è progettare, implementare e validare un sistema automatico per la localizzazione di landmark 3D con applicazione in ambito clinico.

Obiettivi specifici:

1. Definizione di un set di landmark clinicamente rilevanti.
2. Implementazione di modelli di *machine learning* per la localizzazione automatica.
3. Valutazione quantitativa rispetto a ground truth manuale.
4. Analisi delle metriche morfometriche derivate.

Stato dell'Arte (Sintesi)

Le principali metodologie includono:

- Convolutional Neural Networks 3D per dati volumetrici;
- Architetture per *point clouds* (es. PointNet e varianti);
- Modelli statistici di forma;
- Approcci multi-scala basati su regressione diretta delle coordinate.

Le ricerche recenti mostrano risultati promettenti, ma persistono criticità in termini di robustezza, interpretabilità e trasferibilità clinica.

Metodologia

1. Dataset e Preprocessing

- Raccolta e selezione di dataset 3D
- Normalizzazione spaziale
- Segmentazione delle strutture di interesse
- Suddivisione in training/validation/test

2. Sviluppo del Modello

- Progettazione di architettura 3D (CNN o modello per nuvole di punti)
- Addestramento supervisionato
- Ottimizzazione tramite funzione di perdita basata su distanza euclidea

3. Analisi Clinica

- Calcolo di distanze e angoli anatomici
- Valutazione di indici di simmetria
- Discussione dell'impatto clinico

Risultati Attesi

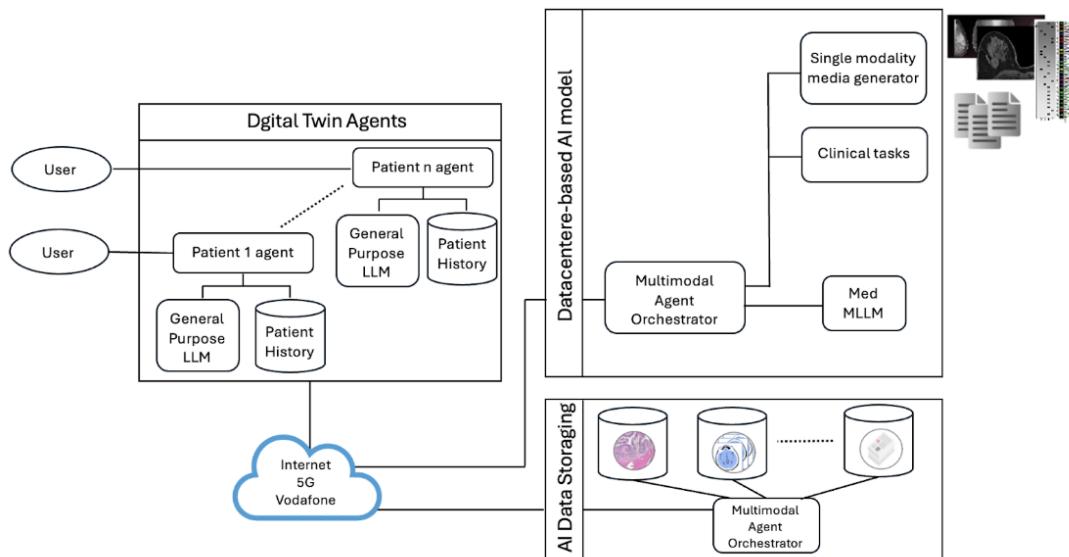
- Sistema prototipale per localizzazione automatica di landmark 3D
- Valutazione quantitativa delle prestazioni
- Analisi critica dell'applicabilità clinica

Impatto Atteso

Il progetto mira a contribuire allo sviluppo di strumenti computazionali a supporto della diagnosi e pianificazione terapeutica basati su analisi morfometrica automatizzata.

Health (1)

***Titolo: Architettura Multi-Agent per Patient Digital Twin:
Progettazione e Validazione di un Orchestratore Clinico Explainable***



Contesto

Il progetto AI-HealthGuard propone un ecosistema multi-agent basato su Patient Digital Twins (PDT), in cui agenti intelligenti coordinano modelli multimodali per supportare diagnosi, simulazione terapeutica e monitoraggio continuo.

In questo paradigma, il Patient Digital Twin Agent mantiene la rappresentazione dinamica del paziente e orchestra servizi AI esterni (Med-MLLM, modelli imaging, omics, segnali fisiologici).

Obiettivo

Progettare e implementare un **prototipo di Orchestrator Agent** capace di:

- decomporre task clinici complessi in sotto-task multimodali;
- interrogare modelli specialistici;
- integrare risultati in modo coerente e interpretabile;
- fornire spiegazioni causali e feature-based.

Attività

1. Modellazione architetturale dell'agente PDT.
2. Implementazione pipeline multi-agent (simulata o su dataset reale).
3. Integrazione di moduli di Explainable AI (XAI):
 - feature attribution (es. SHAP-like),
 - query controllattuali.
4. Valutazione su caso studio (es. oncologia o neurodegenerazione).

Risultati Attesi

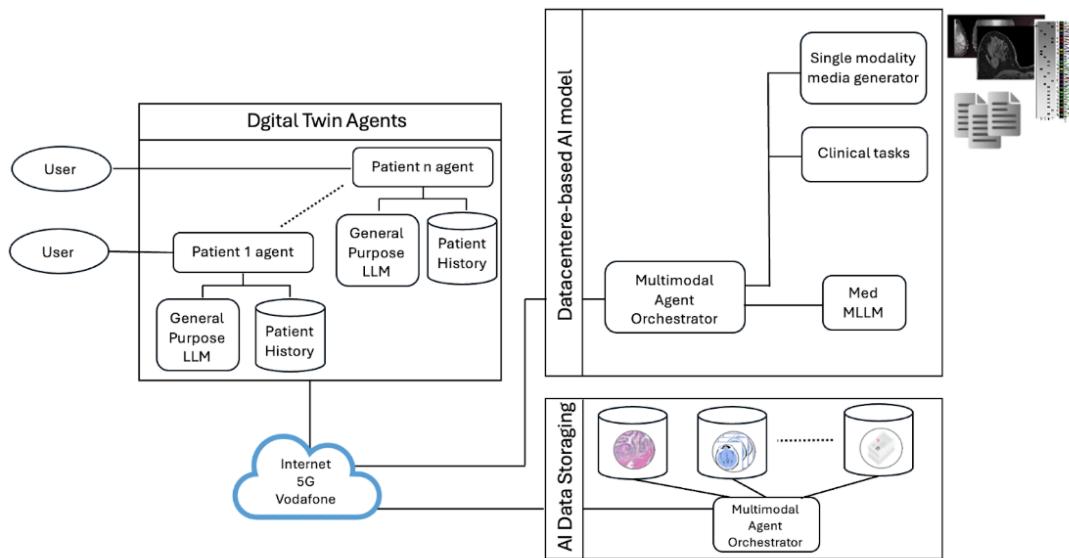
- Prototipo funzionante di agente orchestratore.
- Valutazione di performance e qualità esplicativa.
- Analisi critica dell'applicabilità clinica.

Impatto

Contributo alla formalizzazione di architetture Patient Digital Twin explainable e clinician-in-the-loop.

Health (2)

Titolo: Infrastruttura Federata e Privacy-Preserving per l'Addestramento di Modelli AI in Sanità: Progettazione e Valutazione di un Framework Edge–Cloud–Blockchain



Contesto

AI-HealthGuard prevede un'infrastruttura federata europea in cui i dati sanitari rimangono localmente (Edge Layer), mentre solo aggiornamenti di modello vengono aggregati nel Cloud, con tracciabilità garantita da blockchain permissioned.

L'obiettivo è garantire: - sovranità del dato, - compliance GDPR, - auditabilità e trasparenza.

Obiettivo

Progettare e valutare un **framework federato privacy-preserving** che integri:

- Federated Learning;
- tecniche di Differential Privacy;
- registrazione e audit tramite blockchain permissioned.

Attività

1. Implementazione prototipale di pipeline federata (simulazione multi-nodo).
2. Applicazione di meccanismi di privacy (rumore DP su gradienti).
3. Simulazione di smart contract per logging e controllo accessi.
4. Analisi di:
 - performance del modello globale,
 - trade-off privacy-accuratezza,
 - costi computazionali.

Risultati Attesi

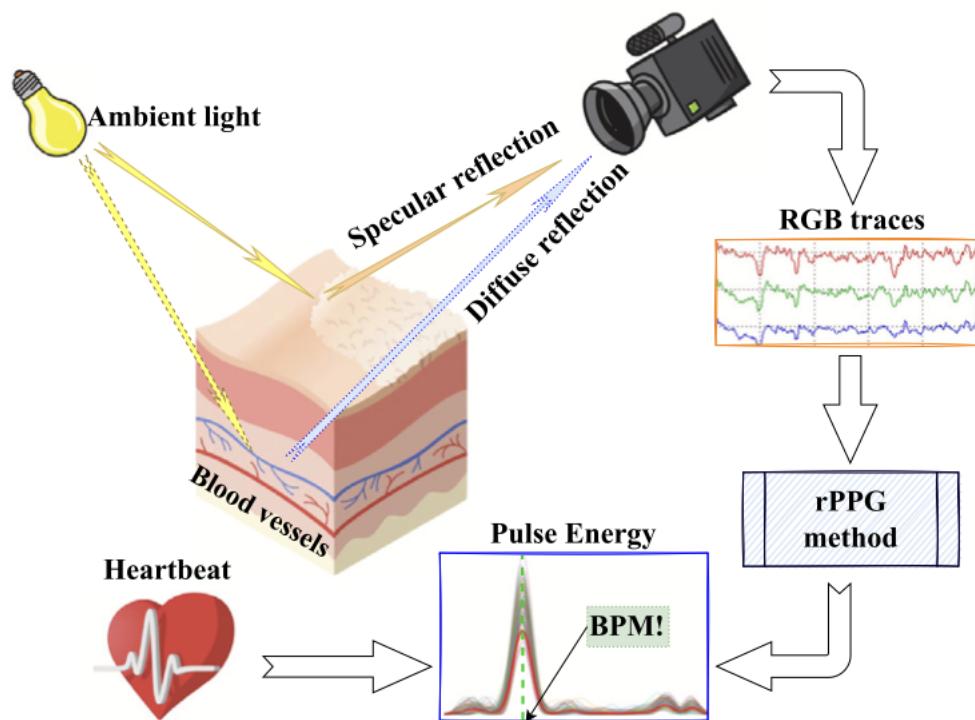
- Framework dimostrativo edge–cloud.
- Valutazione quantitativa di robustezza e compliance-by-design.
- Linee guida per implementazione su scala europea.

Impatto

Contributo alla definizione di infrastrutture AI sanitarie sovrane, interoperabili e regolamentazione-ready.

RPPG e segnali vitali

Titolo: Monitoraggio Non Invasivo della Vitalità nel Trapianto Cutaneo tramite rPPG e Analisi Spettrale Explainable



Contesto

Nel contesto della chirurgia plastica e ricostruttiva (es. Humanitas), il monitoraggio precoce della vitalità del trapianto cutaneo è fondamentale per prevenire complicanze quali ischemia, congestione venosa e necrosi del graft.

La valutazione clinica attuale si basa principalmente su:

- osservazione visiva (colore, turgore),
- temperatura locale,
- test capillari,
- eventuali tecniche Doppler.

Tali metodi presentano limiti di soggettività e non sempre consentono un'identificazione precoce del deterioramento della perfusione.

La **remote photoplethysmography (rPPG)** permette di stimare in modo *contactless* le variazioni del volume ematico attraverso l'analisi delle variazioni cromatiche cutanee nel dominio RGB. Recenti studi dimostrano che l'analisi spettrale (PSD) e la selezione adattiva di patch migliorano significativamente la robustezza del segnale pulsatile, anche in presenza di rumore e movimenti <

Applicare tali tecniche al trapianto cutaneo consente di stimare un indice quantitativo di perfusione microvascolare del graft .

Obiettivo

Progettare e validare un sistema rPPG non invasivo per:

1. Stimare la perfusione ematica del trapianto cutaneo.
2. Identificare precocemente condizioni di ipoperfusione o ischemia.
3. Definire un indice quantitativo di vitalità del graft basato su analisi spettrale e coerenza inter-patch.
4. Integrare un modello explainable per supportare la decisione clinica.

Attività

1. Acquisizione dati clinici

- Video RGB ad alta risoluzione del graft.
- ROI: area trapiantata + area cutanea sana di controllo.
- Raccolta ground truth (valutazione clinica, Doppler).

2. Estrazione del segnale rPPG

- Segmentazione in patch multiple sull'area del graft.
- Media spaziale dei segnali RGB.
- Normalizzazione temporale e filtraggio banda cardiaca (0.65–4 Hz).

3. Analisi spettrale

- Calcolo PSD tramite metodo di Welch.

- Identificazione del picco pulsatile.
- Stima ampiezza e coerenza spettrale.

4. Clustering e selezione adattiva

- Separazione patch coerenti/incoerenti tramite clustering PSD.
- Identificazione del cluster “buona perfusione”.

5. Validazione clinica

- Analisi sensibilità/specificità.
- Curve ROC.
- Confronto con outcome clinici reali.

Risultati Attesi

- Prototipo software per monitoraggio bedside del graft.
- Dimostrazione della correlazione tra indice rPPG e vitalità clinica.
- Identificazione precoce di graft failure.
- Riduzione della soggettività nella valutazione post-operatoria.
- Modello interpretabile e explainable per uso clinico.

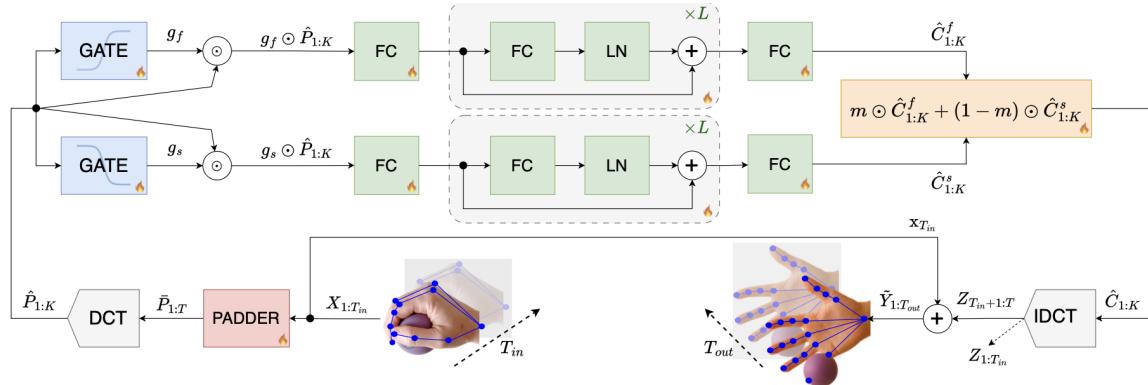
Impatto

- Miglioramento della sicurezza post-operatoria.
- Riduzione di reinterventi tardivi.
- Introduzione di monitoraggio continuo non invasivo.
- Potenziale estensione a:
 - lembi microchirurgici,
 - trapianti complessi,
 - telemonitoraggio domiciliare.

Il progetto rappresenta un ponte tra ingegneria biomedica, computer vision e chirurgia ri-costruttiva, con applicazione diretta in contesto ospedaliero ad alta specializzazione.

hands 3D (1)

Titolo: Predizione dell'Articolazione 3D della Mano tramite Decomposizione Spettrale Slow–Fast



Contesto

La predizione dell'articolazione 3D della mano è un problema emergente distinto dal full-body motion forecasting.

La mano presenta:

- dinamiche ad alta dimensionalità (oltre 20 DOF),
- coesistenza di movimenti lenti globali (polso/palmo),
- movimenti rapidi e asincroni delle dita.

Recenti lavori mostrano che la decomposizione in dominio frequenziale (DCT) con modellazione slow–fast migliora la coerenza temporale e riduce l'errore MPJPE.

Il problema è formulato come:

Dato un segmento osservato $X_{1:T_{in}}$, predire le configurazioni future $Y_{1:T_{out}}$.

Obiettivo

Progettare e validare un modello di forecasting 3D della mano che:

1. Disentangle dinamiche slow (wrist/palm) e fast (finger articulation).
2. Operi in dominio DCT con gating adattivo.
3. Mantenga efficienza computazionale real-time.
4. Migliori la coerenza biomeccanica delle traiettorie predette.

Attività

1. Formalizzazione del problema

- Rappresentazione traiettorie $P_{1:T} \in \mathbb{R}^{N \times T}$
- Residual prediction rispetto all'ultimo frame osservato.

2. Progettazione architettura

- Proiezione DCT tipo-II
- Dual-path slow/fast
- Sigmoid spectral gates:

$$g_s(\nu), \quad g_f(\nu)$$

- Fusione convessa learnable:

$$\hat{C} = m \odot \hat{C}_s + (1 - m) \odot \hat{C}_f$$

3. Funzione di costo

- MPJPE
- Regularizzazione lunghezze ossee
- Coerenza velocità articolare

4. Valutazione sperimentale

- Dataset pubblici (AssemblyHands, H2O, FPHA, BigHand2.2M)
- Analisi ablation (numero coefficienti DCT, rimozione gating, ecc.)
- Confronto con MLP, Transformer, GNN.

Risultati Attesi

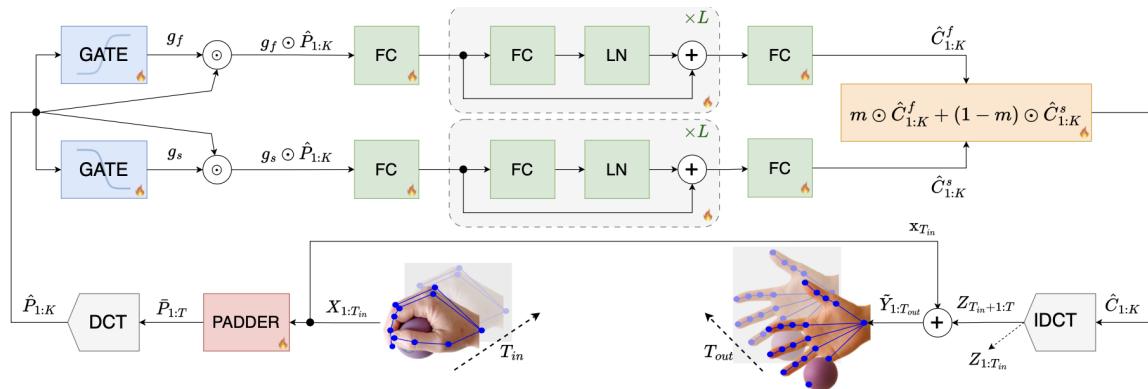
- Riduzione MPJPE rispetto a baseline MLP/Transformer.
- Maggiore coerenza temporale nelle traiettorie.
- Dimostrazione che la decomposizione frequenziale è un bias efficace.
- Modello lightweight (<5 ms latency).

Impatto

- Applicazioni in robotica collaborativa.
- Anticipazione del grasp.
- Human–robot interaction.
- Telemanipolazione e realtà virtuale.

Hands 3D (2)

Titolo: Classificazione delle Azioni delle Mani tramite Modellazione Multi-Scala e Analisi Spettrale



Contesto

La classificazione delle azioni della mano (es. pick, rotate, unscrew, remove) è cruciale per:

- riconoscimento di attività egocentriche,
- robotica assistiva,
- monitoraggio comportamentale,
- ambienti smart healthcare.

Le azioni della mano sono caratterizzate da:

- pattern temporali multi-scala,
- componenti lente (configurazione globale),
- componenti veloci (micro-articolazioni delle dita).

La modellazione frequenziale slow–fast ha mostrato efficacia nella cattura delle dinamiche articolari.

Obiettivo

Sviluppare un sistema di classificazione delle azioni delle mani che:

1. Utilizzi decomposizione spettrale multi-scala.
2. Combini informazioni lente e rapide.
3. Migliori robustezza in scenari egocentrici.
4. Sia efficiente per applicazioni real-time.

Attività

1. Preprocessing

- Normalizzazione wrist-centered.
- Segmentazione temporale.
- Proiezione DCT delle traiettorie articolari.

2. Architettura

- Feature extraction slow/fast.
- Gating frequenziale adattivo.
- Aggregazione temporale (MLP o temporal pooling).
- Test confronto con:
 - LSTM
 - Transformer
 - GNN

3. Loss e Metriche

- Cross-Entropy loss
- Accuracy
- F1-score
- Confusion matrix per analisi errori.

4. Analisi interpretabilità

- Studio frequenze discriminanti per ogni azione.
- Saliency su giunti più rilevanti.

Risultati Attesi

- Miglioramento accuracy rispetto a modelli puramente temporali.
- Identificazione di firme spettrali caratteristiche per azioni specifiche.
- Sistema efficiente per embedded deployment.

Impatto

- Analisi comportamento umano.
- Monitoraggio riabilitazione motoria.
- Riconoscimento attività manuali in ambito sanitario.
- Applicazioni AR/VR e gaming.