

---

---

Descrizione progetto di ricerca  
*Distributed Collective Intelligence in  
Wearable Computing and IoT Systems  
through hybrid aggregate computing*  
Assegno di ricerca di 24 mesi  
progetto PRIN 2020 COMMON-WEARS

9 giugno 2023

Presentato da:  
**Prof. Mirko Viroli**

---

---

## Collocazione progetto

I “wearable computing systems” (WCS) hanno visto una crescita esponenziale negli ultimi anni, grazie alla diffusione di dispositivi indossabili (smartwatch, smartband, smartglass, etc.) e di sensori di vario tipo (ambientali, biometrici, etc.) migliorati grazie all’avvento dell’internet delle cose (IoT). Tipicamente, questa rete di sensori installati su una persona ha visione *user-centered* in cui il sistema è progettato per supportare l’utente in attività quotidiane (ad es., monitoraggio della salute, assistenza alla mobilità, etc.). Una visione alternativa è quella di un WCS *community-oriented* (CO-WCS) [1], in cui i dispositivi indossabili sono utilizzati per supportare attività collettive di gruppi di persone (ad es., in ambito sportivo, di sicurezza, di soccorso, etc.). L’aggiunta dell’aspetto collaborativo e collettivo però, aumenta di gran lunga la complessità del sistema, sia per via della necessità di coordinare le attività dei singoli dispositivi, sia per via del numero di dispositivi eterogenei che possono essere coinvolti e sia dalla complessità stessa delle infrastrutture di rete usate (ad es., edge, fog, cloud).

In questo contesto quindi, si vogliono definire e studiare sistemi che supportino intelligenza *distribuita* e *collettiva*, che permettano di gestire in modo efficiente e scalabile le attività di un CO-WCS. Per la definizione di tale intelligenza, tipicamente vi è una divisione netta tra approcci *automatici* (come ad esempio l’uso di

algoritmi di machine learning) e *manuali* (ossia con ingegnerizzazione ad-hoc, attraverso opportune librerie API o linguaggi di programmazione) [2]. Gli approcci automatici danno la possibilità di apprendere comportamenti complessivi da dati raccolti (apprendimento supervisionato) o con approccio trial-and-error (apprendimento per rinforzo), ma sono limitati dalla necessità di avere un numero elevato di dati e dalla complessità che emerge dall'interazioni di più dispositivi a diversi livelli. In questa linea, l'*apprendimento per rinforzo multi agente* [3] è un approccio molto studiato in letteratura, ma che presenta ancora molti problemi aperti come la definizione di un segnale di rinforzo capace di guidare l'apprendimento verso goal comuni/sociali e non solo individuale.

Gli approcci manuali permettono invece di definire in modo preciso il comportamento dei dispositivi. In particolare, in caso in cui si voglia definire comportamenti collettivi, un modo efficace di programmare tali sistemi consiste nello sfruttare paradigmi di programmazione aggregata (o *aggregate programming* [4]), in cui si definisce il comportamento collettivo di un insieme di dispositivi, senza dover definire il comportamento del singolo. Nonostante questo approccio permetta di ridurre la complessità della programmazione, rimane comunque difficile definire comportamenti collettivi articolati, in particolare in scenari dinamici e aperti.

Una soluzione moderna a questi problemi consiste nell'usare un approccio *ibrido* [5], in cui si definisce un comportamento collettivo con paradigmi aggregati, ma si lascia la possibilità ai singoli dispositivi di apprendere comportamenti locali che permettano di ottimizzare il comportamento collettivo, così da ridurre la complessità dell'apprendimento e di guidarlo in modo più efficace.

Queste tematiche sono trattate nel progetto PRIN 2020 *COMMON-WEARS*, che ha come obiettivo quello di sviluppare nuovi modelli e architetture per sistemi informatici CO-WCS di prossima generazione, orientati alle comunità. Esempi di sistemi di riferimento sono quelli per il monitoraggio di gruppi di persone in eventi pubblici (e.g., concerti) o sportivi (e.g., maratone), o per il coordinamento di team di operatori (a livello industriale, nella sanità, eccetera). In particolare, l'aspetto d'intelligenza distribuita e collettiva è uno degli aspetti chiave del progetto, al fine di permettere di gestire in modo efficiente e scalabile le attività di un CO-WCS.

## Obiettivi

La combinazione di questi due approcci, cioè la programmazione aggregata e tecniche di apprendimento automatico, è sfociata in un nuovo tema di ricerca chiamato *hybrid aggregate computing* che è di grande interesse come sottolineato in [5] e che ha il potenziale di portare a soluzioni innovative e scalabili per la realizzazione di sistemi adattivi collettivi a larga scala nei contesti del wearable computing e in generale nel IoT. Questa combinazione può avvenire a diversi livelli, cioè a quello *applicativo* (i.e., definizione di comportamenti collettivi), a quello *architettonico*

(e.g., apprendimento del miglior deployment per una certa architettura di rete) e a quello di *piattaforma* (e.g., scheduling di task collettivi). Quindi, in questo assegno biennale, si vuole sviluppare quest'attività scientifica in diversi fronti.

Come primo obiettivo, si indagherà l'uso di reti neurali basati su grafo, le cosiddette GNN [6], per la sintesi di comportamenti collaborativi o parte di essi nei contesti presi in riferimento: le GNN catturano l'idea di codificare l'interazione di nodi in un grafo potenzialmente dinamico in modo da poter apprendere task di classificazione o regressione system-wide. Inoltre, si è visto come questi modelli siano capaci di generalizzare e funzionare su diverse topologie di grafi e con un numero variabile di nodi, che è essenziale per i sistemi pervasivi a larga scala che vengono considerati in questo progetto. Inoltre, le GNN hanno un modello di esecuzione distribuito, in cui ogni nodo esegue un modello di rete neurale locale, e un modello di comunicazione asincrono, in cui i nodi comunicano solo con i loro vicini. Questo modello di esecuzione è molto simile a quello dei sistemi aggregati (cioè quelli in cui vengono eseguiti programmi aggregati), il che rende facilmente compatibili nella visione ibrida che si vuole realizzare.

Come secondo obiettivo, si vuole approfondire la tecnica di apprendimento usata per addestrare il modello scelto. Nei lavori recenti, si è principalmente usato l'apprendimento per rinforzo in uno schema chiamato apprendimento centralizzato esecuzione decentralizzata (centralized training, decentralized execution, CTDE) [7, 8]. Questa modalità è il riferimento se si ha a che fare con sistemi distribuiti in quanto si riesce a codificare programmi decentralizzati avendo una visione globale del sistema. Su questa linea, il federated learning [9] è un'alternativa interessante in quanto permette di addestrare un modello di machine learning su dati distribuiti su diversi dispositivi senza dovere trasferire i dati in un server centrale, ma solo i parametri del modello, riducendo così i costi di comunicazione e garantendo la privacy dei dati. In questo caso, aggregate computing può essere usato per coordinare il processo di apprendimento distribuito.

Come terzo obiettivo si vuole esplorare la possibilità di utilizzare queste tecniche di apprendimento per migliorare aspetti di piattaforma di aggregate programming, come ad esempio, la gestione energetica (in ottica green computing) e l'ottimizzazione della comunicazione (in ottica di risparmio energetico e di latenza). Questo punto è essenziale per poter realizzare sistemi aggregati su dispositivi a risorse limitate, come ad esempio, i dispositivi indossabili. I primi lavori in questa direzione hanno mostrato dei buoni risultati [8], ma è necessario approfondire questo aspetto per poterlo applicare in scenari reali.

Questi obiettivi saranno raggiungibili anche attraverso lo sviluppo della tool-chain attualmente usata per la programmazione ibrida, in modo che sia potenziata nella capacità di supportare l'esecuzione di applicazioni aggregate su dispositivi eterogenei combinati con processi di addestramento CDTE e federato.

## Piano di formazione

Il piano di formazione che si intende seguire per questo assegno di ricerca biennale è il seguente:

1. Utilizzo di GNN integrate alla programmazione aggregata per risolvere problemi di coordinazione nei sistemi CO-WPS, applicandoli in diversi casi di studio (ad es., equipe mediche, studio dello spreading di epidemie, ecc.) continuando i lavori di collective program synthesis [7].
2. Analisi e sviluppo di tecniche di apprendimento federato per l'addestramento di modelli di machine learning su dati distribuiti su diversi dispositivi usando come metodo di aggregazione i processi aggregati.
3. Sviluppo di una toolchain per la programmazione ibrida capace di supportare l'esecuzione di applicazioni aggregate su dispositivi eterogenei combinati con processi di addestramento CDTE e federato. In particolare, si vuole continuare il lavoro preliminare ScaRLib <sup>1</sup> che ha l'obiettivo di fornire un'implementazione di riferimento per l'apprendimento in sistema di larga scala, come quelli wearable e IoT che abbiamo preso in riferimento.

## Riferimenti bibliografici

- [1] Giancarlo Fortino. “Towards Community-Oriented Wearable Computing Systems: A Paradigm Shift to Monitor and Control Cooperative Groups of People based on Collectives of Wearables”. In: *2021 IEEE 24th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*. IEEE. 2021, pp. ii–ii.
- [2] Gianpiero Francesca e Mauro Birattari. “Automatic design of robot swarms: achievements and challenges”. In: *Frontiers in Robotics and AI* 3 (2016), p. 29.
- [3] Lucian Buşoniu, Robert Babuška e Bart De Schutter. “Multi-agent reinforcement learning: An overview”. In: *Innovations in multi-agent systems and applications-1* (2010), pp. 183–221.
- [4] Jacob Beal, Danilo Pianini e Mirko Viroli. “Aggregate Programming for the Internet of Things”. In: *IEEE Computer* 48.9 (2015), pp. 22–30.
- [5] Gianluca Aguzzi, Roberto Casadei e Mirko Viroli. “Machine learning for aggregate computing: a research roadmap”. In: *2022 IEEE 42nd International Conference on Distributed Computing Systems Workshops (ICDCSW)*. IEEE. 2022, pp. 119–124.

---

<sup>1</sup><https://github.com/ScaRLib-group/ScaRLib>

- [6] Zonghan Wu, Shirui Pan, Fengwen Chen, Guodong Long, Chengqi Zhang e S Yu Philip. “A comprehensive survey on graph neural networks”. In: *IEEE transactions on neural networks and learning systems* 32.1 (2020), pp. 4–24.
- [7] Gianluca Aguzzi, Roberto Casadei e Mirko Viroli. “Towards reinforcement learning-based aggregate computing”. In: *Coordination Models and Languages: 24th IFIP WG 6.1 International Conference, COORDINATION 2022, Held as Part of the 17th International Federated Conference on Distributed Computing Techniques, DisCoTec 2022, Lucca, Italy, June 13-17, 2022, Proceedings*. Springer. 2022, pp. 72–91.
- [8] Gianluca Aguzzi, Roberto Casadei e Mirko Viroli. “Addressing Collective Computations Efficiency: Towards a Platform-level Reinforcement Learning Approach”. In: *2022 IEEE International Conference on Autonomic Computing and Self-Organizing Systems (ACSOS)*. IEEE. 2022, pp. 11–20.
- [9] Li Li, Yuxi Fan, Mike Tse e Kuo-Yi Lin. “A review of applications in federated learning”. In: *Computers & Industrial Engineering* 149 (2020), p. 106854.