

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PISA



TESI MAGISTRALE IN
COMPUTER ENGINEERING

Ambiente di simulazione per lo sviluppo di sciami di UAV nella ricerca distribuita di target

Relatori:

Mario G.C.A. Cimino
Gigliola Vaglini

Candidato:

Domenico Minici

19 luglio 2019

Abstract

Questa tesi si concentra sul problema del coordinamento di più UAV per il rilevamento e il tracking di target distribuiti, in diversi contesti tecnologici e ambientali. È stato sviluppato e rilasciato pubblicamente un ambiente di simulazione, basato sulla tecnologia UAV disponibile in commercio e su scenari reali. L'approccio proposto si basa sul concetto di comportamento dello sciame in sistemi multi-agente, cioè un team di UAV autoformato e auto coordinato che si adatta a layout ambientali specifici della missione. La formazione e la coordinazione degli sciami sono ispirati da meccanismi biologici come il floccaggio e la stigmergia. Questi meccanismi, opportunamente combinati, permettono di trovare il giusto equilibrio tra ricerca globale (*exploration*) e ricerca locale (*exploitation*) nell'ambiente. L'adattamento dello sciame può essere basato su algoritmi evolutivi con l'obiettivo di massimizzare il numero di bersagli tracciati durante una missione o di ridurre al minimo il tempo per la scoperta del bersaglio. I risultati sperimentali dimostrano che l'ambiente permette di estendere e superare gli approcci esistenti in letteratura. È stata effettuata un'analisi comparativa, basata su diversi test di simulazione sul banco di prova sviluppato, per identificare i punti chiave da sfruttare e migliorare nei lavori futuri.

Indice

1	Introduzione	1
2	Stato dell'arte	4
3	Analisi	7
3.1	Ambiente	7
3.2	UAV: Unmanned Aerial Vehicles	8
3.2.1	Stati di un UAV	8
3.3	Target	9
3.4	Ostacolo	10
3.5	Algoritmo bioispirato	10
3.5.1	SciaDro	10
3.5.2	Algoritmi PAPER	12
4	Progettazione	14
5	Algoritmo di ottimizzazione parametrica	15
6	Implementazione e prove sperimentali	16
6.1	Simulation testbed	16
6.2	Sezione sui test	16

Capitolo 1

Introduzione

Negli ultimi anni, sono state effettuate diverse ricerche orientate allo sviluppo di strumenti e metodi per il monitoraggio e le operazioni all'interno di scenari complessi. Le missioni all'interno di questi contesti sono generalmente classificate come “noiose, sporche e pericolose” (categorizzazione delle “three Ds”, dall'inglese dull, dirty and dangerous), in quanto l'accesso a determinate zone risulta limitato, pericoloso o, in alcuni casi, impossibile, sia ad operatori umani che ai mezzi convenzionali.

Piattaforme aeree come gli UAV (Unmanned Aerial Vehicles), spesso chiamati droni, sono oggi la risposta più frequente alle esigenze di tali missioni, grazie ai recenti progressi tecnologici in materia di miniaturizzazione della batteria, di tecnologia di comunicazione, elaborazione e rilevamento [1]. In particolare, la categoria specifica per questa tipologia di operazioni è quella dei mini-UAV, droni di piccole dimensioni equipaggiati con strumenti di self-localization e sensing utilizzati per la raccolta dei dati necessari al completamento dei task prefissati.

L'individuazione e l'identificazione di un obiettivo sono elementi chiave in tutte le operazioni di cui sopra. In alcune di esse, però, anche il tempo di completamento del task ricopre un ruolo fondamentale, basti pensare ad operazioni di ricerca e recupero di particolari target: in questa tipologia di task un'analisi dettagliata di tutto l'ambiente può rappresentare una strategia inefficiente. Un approccio sicuramente più appropriato potrebbe essere quello di effettuare una ricognizione veloce dell'area, con l'unico scopo di identificare i punti chiave da sottomettere, in un secondo momento, ad un'ispezione più accurata. In questo contesto, la qualità degli strumenti di sensing ha un impatto diretto sulle performance dell'intera missione [2], così come

il numero di attori utilizzati: completare tutte le operazioni con un singolo UAV può risultare rischioso (il drone è il nostro single point-of-failure) ed altamente costoso in termini di progettazione, costruzione e manutenzione del velivolo e dell'array di sensori su di esso presente.

L'utilizzo di uno sciame di mini-UAV, ed il conseguente approccio cooperativo che sfrutta gli strumenti di misurazione di tutti i velivoli, può minimizzare l'errore relativo all'identificazione dei target. I maggiori benefici che ne possono derivare sono robustezza, scalabilità e flessibilità e, per tale ragione, è necessario che ogni individuo dello sciame agisca ad un certo livello di autonomia ed esegua operazioni di sensing e comunicazione locali senza un controllo centralizzato o conoscenze globali della missione. L'elemento chiave del funzionamento di uno sciame di droni – in particolare, una delle principali ragioni per cui parliamo di sciame e non di gruppo – è la cooperazione tra gli individui, che permette di completare il task globale attraverso una serie di meccanismi di coordinazione ed esplorazione attuati dai singoli UAV. La principale ispirazione deriva proprio da osservazioni di animali sociali, quali formiche, api, pesci o uccelli, che riescono ad eseguire operazioni complesse di gruppo attraverso poche regole elementari, mostrando una sorta di conoscenza collettiva costituita con delle semplici interazioni locali [3].

Un meccanismo fondamentale di coordinamento dello sciame è la cosiddetta stigmergia [4]. Attraverso questo processo, gli individui lasciano informazioni nell'ambiente in forma di feromoni, sostanze evaporabili diffuse localmente a cui altri individui reagiscono modificando il loro comportamento di conseguenza [5]. Una strategia che permette l'organizzazione dei droni in sciami, invece, è il flocking, un comportamento emergente basato su semplici regole quali allineamento, separazione e coesione [6]. Una forma simulata di feromone, la strategia di flocking ed una serie di meccanismi di evitamento di ostacoli, dunque, possono essere utilizzate per coordinare lo sciame e raggiungere l'obiettivo della missione.

Una volta introdotti gli attori principali del coordinamento di uno sciame di mini-UAV è necessario valutare tali meccanismi attraverso uno strumento di simulazione. Un simulatore di esplorazione dello sciame ha degli obiettivi diversi rispetto ad un simulatore di volo del drone: quest'ultimo si occupa di modellare aspetti di movimento o ambientali; quando trattiamo uno sciame, invece, la modellazione riguarda il sensing e le regole di comportamento che permettono ai singoli individui di collaborare ai fini del completamento di un particolare task. L'obiettivo di questo documento è quello di implementare un simulation testbed, all'interno del quale è possibile integrare diversi algoritmi al fine di valutarne le performance ed attuare un'analisi

comparativa tra gli stessi.

Prima di passare ai dettagli implementativi dell'ambiente di simulazione verrà presentata, nel capitolo successivo, un'analisi sullo stato dell'arte relativo agli algoritmi bioispirati e sulle varie ricerche che hanno portato alle conoscenze odierne. Successivamente, verranno presentate in dettaglio le caratteristiche chiave degli algoritmi selezionati per la comparazione all'interno del testbed. Infine, verrà illustrata l'implementazione del simulatore, insieme all'algoritmo di Differential Evolution utilizzato per l'ottimizzazione parametrica ed ai risultati a contorno della nostra analisi.

Capitolo 2

Stato dell'arte

Molte ricerche sono state sviluppate nel campo della metaeuristica per la ricerca del target utilizzando uno sciame: queste ricerche sono caratterizzate per l'eterogeneità di obiettivi, metodologie e scenari. Alcune indagini recenti (ad esempio, [7]) hanno tentato di creare una tassonomia per discutere le differenze qualitative tra gli approcci proposti. In questa sezione alcuni lavori rilevanti sono brevemente citati e riassunti per il lettore interessato.

Tra gli approcci di ispirazione biologica esistenti in letteratura, stigmergia e flocking sono ampiamente utilizzati per coordinare uno sciame di UAV in compiti di ricerca di target [5]. Gli autori in [4] hanno proposto uno schema di sciame basato sulla stigmergia, in cui feromoni virtuali sono depositati su una mappa feromonica e rilevati dagli agenti. In particolare, le decisioni relative ad azioni e movimenti sono prese dagli agenti camminatori, mentre gli agenti avatar si impegnano a fare stime in assenza di informazioni sul sensore. Lo schema è applicato a molti scenari, compresa l'acquisizione del target. In [8] gli autori progettano una procedura di multi-hop clustering combinata con la stigmergia per fornire una soluzione ottimale ad un insieme di obiettivi, tra cui il rilevamento e il monitoraggio dei target. Inoltre, propongono un modello di feromoni che include feromoni attrattivi e repulsivi, per marcare rispettivamente i target rilevati e le aree visitate. Un'altra applicazione di questo tipo di modello di feromoni è proposta in [9], per missioni simili.

Il flocking è stato proposto per la prima volta da Reynolds [6]. Un esempio è proposto in [10] dove gli autori presentano una strategia di coordinamento decentrato per gli UAV basata sul flocking. Questo meccanismo è utilizzato per mantenere gli

UAV nel campo della comunicazione e per coordinarsi durante i loro task. In [11] viene proposto un gruppo di UAV multipli ad ala fissa che volano ad una distanza relativamente grande l'uno dall'altro. Una strategia di flocking viene applicata anche in [12] dove gli UAV navigano autonomamente in un'area di ricerca.

Diversi lavori di ricerca hanno proposto miglioramenti per tali metaeuristiche biologiche [13]. Queste, a differenza delle euristiche, non sono problem-dependent e possono essere utilizzate come strumenti generali per la risoluzione dei problemi. Ovviamente, una regolazione parametrica è necessaria per adattare una metaeuristica al task in questione ed una taratura di scarsa qualità può portare a risultati imprevedibili. Per esempio, la stigmergia con feromoni persistenti e con un ampio raggio di diffusione può attrarre troppi agenti e portare a ricerche inefficienti. Il flocking con un ampio raggio di visibilità può portare ad una formazione molto rigida. Poiché nei sistemi multi-agente l'interazione degli agenti non è semplicemente deducibile dalle proprietà dei componenti, un'importante tecnica per studiare le proprietà globali e il loro livello di prevedibilità è la simulazione che può essere utilizzata anche quando si propone una variante di una metaeuristica. I lavori che seguono riassumono alcune varianti di flocking e stigmergia utilizzate per i sistemi multi-UAVs.

In questo contesto, in [14] rispetto al modello a feromoni di ispirazione biologica, solitamente attrattivo/ripulsivo, gli autori codificano informazioni specifiche come sapori feromonici. In [15] l'auto-organizzazione di uno sciame di UAV, impiegato in una missione di copertura territoriale, si ottiene consentendo la comunicazione a breve raggio tra UAV attraverso il gossiping. In [16] gli autori propongono una strategia di coordinamento basata sul modello di flocking dei piccioni. Per evitare gli ostacoli, gli individui più alti nella gerarchia del flock sono informati sulla posizione degli ostacoli, fornendo una strategia di pianificazione del percorso basata su un campo di potenziale artificiale. In [17] gli autori propongono diversi approcci basati su tre diversi algoritmi bio-ispirati per effettuare un confronto di metaeuristica applicata ad uno sciame di robot che deve completare una missione con l'obiettivo di minimizzare il consumo energetico.

La particolarità dell'approccio qui proposto è che le metaeuristiche del flocking e della stigmergia generano, insieme a rilevamento ed attuazione, una logica integrata che è parametrizzata nel suo insieme da un'ottimizzazione di Differential Evolution. Un processo di adattamento, infatti, può ricercare la migliore aggregazione delle metaeuristiche secondo la missione specifica e la misura delle prestazioni, che può essere testata nell'ambiente simulato, esplorando soluzioni normalmente impossibili da considerare in una progettazione convenzionale [18], [19].

Ciò è confermato da lavori di ricerca come [20] in cui è necessario un meccanismo di adattamento che regola la coordinazione dello sciame per adattarsi al layout dello scenario attuale. Un altro esempio di coordinamento adattivo è proposto in [21] i cui autori propongono un sistema di controllo per uno sciame di robot coinvolto in un compito di recupero di oggetti. Cambiando la probabilità di passare da una strategia individuale ad un'altra, gli autori mostrano i miglioramenti rilevanti legati all'efficienza dei robot reali e simulati.

Capitolo 3

Analisi

In questo capitolo verranno illustrati gli elementi fondamentali dell'ambiente di simulazione sviluppato. Di seguito è possibile osserverne una rapida descrizione:

- *Ambiente*: area di esplorazione in cui sono posizionati tutti gli elementi;
- *UAV*: entità incaricata di completare il task prefissato dalla missione;
- *Target*: entità che rappresenta l'obiettivo della missione;
- *Ostacolo*: entità che dev'essere rilevata dallo sciame di UAV;
- *Algoritmo bioispirato*: strategia integrata nell'ambiente di simulazione contenente i vari meccanismi di coordinamento dello sciame.

3.1 Ambiente

L'ambiente rappresenta l'area bidimensionale all'interno della quale lo sciame è vincolato a muoversi. L'ambiente risulta discretizzato sia da un punto di vista spaziale che temporale e può essere caratterizzato da obiettivi sia statici che dinamici, in base alla tipologia di missione. La posizione degli obiettivi e degli ostacoli all'interno di quest'area bidimensionale dipende dallo scenario reale utilizzato durante la fase di simulazione.

3.2 UAV: Unmanned Aerial Vehicles

Quando parliamo di UAV - spesso chiamati droni - ci riferiamo alle uniche entità in grado di muoversi in maniera continua all'interno dell'ambiente di esplorazione. Tali entità sono gli attori principali per il completamento della missione: l'organizzazione dipende dall'algoritmo integrato nel simulatore. In generale, il task primario è quello di trovare tutti i target nel minor tempo possibile oppure di trovare il maggior numero possibile di target entro il tempo di autonomia della batteria, evitando sia gli ostacoli che gli altri UAV. Si assume che i droni non conoscano la struttura dell'ambiente e, di conseguenza, non hanno informazioni sulla posizione degli altri UAV impiegati nella missione. Il movimento all'interno dell'area e il coordinamento dello sciame è dettato dall'informazione feromonica rilasciata nell'ambiente e, naturalmente, dalla strategia utilizzata nell'algoritmo bioispirato utilizzato.

3.2.1 Stati di un UAV

Durante lo svolgimento di una missione, ogni UAV può assumere uno dei seguenti stati:

- *Explorer*: un drone che si trova in stato di esplorazione ha lo scopo di saggiare l'area alla ricerca di target;
- *Coordinator*: nel caso in cui la missione lo preveda, il primo UAV ad identificare un target diventa coordinatore. Un attore in questo stato ha il compito di richiamare altri droni per intervenire sul target, in accordo con il task previsto dalla missione;
- *Recruited*: nel caso in cui la missione lo preveda, un drone che si trova in stato di esplorazione può essere richiamato da un coordinatore per intervenire sul target, modificando il proprio stato in *reclutato*, in accordo con il task previsto dalla missione;
- *Waiting*: il numero di UAV necessari all'esecuzione di un target dipende dalla missione. Un drone reclutato, che ha raggiunto il coordinatore, modifica il proprio e resta in attesa che tale numero venga raggiunto;
- *Execution*: una volta raggiunto il numero minimo di UAV per intervenire sul target, tutti i droni nell'area del target, coordinatore compreso, modifi-

ca il proprio stato per *eseguire* il target, in accordo con il task previsto dalla missione.

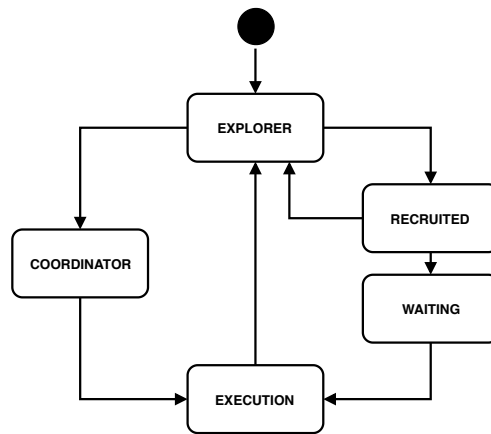


Figura 3.1: Possibili stati di un drone

3.3 Target

I target si trovano in posizioni sconosciute a priori e devono essere scoperti e, se la missione lo prevede, eseguiti dai droni entro il loro tempo di autonomia. Un target può essere, dunque, considerato come *trovato* (found) quando un drone, equipaggiato con una tecnologia di sensing adeguata, si trova in una posizione tale da poterlo rilevare. Un target è da considerare *eseguito* (executed) nel momento in cui un subset dello sciame ha terminato la fase di esecuzione prevista dalla missione.

Alcuni esempi di target potrebbero essere:

- mine antiuomo inesplose;
- discariche abusive;
- principi di incendi;
- ...

3.4 Ostacolo

Un ostacolo è definito come un'entità statica all'interno dell'ambiente di simulazione, che non può essere attraversata dai droni. Costruzioni e alberi rappresentano tipici esempi di ostacoli che possono trovarsi all'interno di un contesto applicativo. Il numero, la forma e la dimensione degli ostacoli dipendono dalla quota di volo di un UAV: tipicamente, maggiore è la quota di volo e minore sarà il numero di ostacoli.

3.5 Algoritmo bioispirato

In questa sezione verranno esaminati alcuni punti chiave fondamentali che caratterizzano tipicamente gli algoritmi bioispirati, oggetto di comparazione all'interno dell'ambiente di simulazione. Per semplificare la comprensione di tali meccanismi, verranno analizzati alcuni algoritmi presenti in letteratura che sono stati integrati all'interno del simulatore per un'analisi comparativa delle performance.

3.5.1 SciaDro

Tale algoritmo è stato inizialmente integrato all'interno del simulatore SciaDro (qui ci va una citazione). Nella sezione successiva verranno analizzati i meccanismi fondamentali di questa strategia:

- *Collision avoidance*;
- *Stigmergia*;
- *Flocking*;

Modulo di collision avoidance

Tipicamente, come già anticipato, l'ambiente di esplorazione prevede la presenza di ostacoli. Il numero di droni utilizzati per il completamento della missione, inoltre, potrebbe essere elevato. Di conseguenza, risulta strettamente necessario un meccanismo di collision avoidance al fine di rendere più realistica la simulazione. Il modulo di collision avoidance può essere suddiviso in due sottomoduli:

1. *Modulo di obstacle avoidance*: l'obiettivo principale di questo modulo software è quello di evitare le collisioni tra i droni e gli ostacoli presenti nell'ambiente di esplorazione. In un contesto applicativo reale, questo meccanismo risulta strettamente necessario per ragioni di sicurezza e di costi;
2. *Modulo di overlap avoidance*: l'obiettivo di questo modulo è quello di evitare che si verifichino collisioni (o scontri) tra due o più droni in movimento. Questa condizione deve essere sempre verificata, in particolare quando il numero di droni dello sciame aumenta.

Stigmergia

La stigmergia è un meccanismo bio-ispirato usato da formiche, api ed altri insetti sociali, ad esempio durante l'attività di foraggiamento. La stigmergia è un meccanismo emergente, perché entità con limitate capacità computazionali possono organizzarsi in maniera distribuita e robusta.

L'elemento fondamentale della stigmergia è il feromone, ovvero una sostanza chimica in grado di attrarre altre entità nei luoghi in cui viene rilasciata. Il feromone ha una durata limitata nel tempo e dopo un certo periodo scompare a causa dell'evaporazione. Inoltre, un'entità attratta dal feromone è soggetta all'assuefazione olfattiva: dopo un certo tempo l'attrazione esercitata dal feromone perde il suo effetto.

Il meccanismo di stigmergia, così come descritto, è stato progettato, implementato e testato nel simulatore SciaDro. Lo scopo principale è quello di attrarre altre entità su un target di interesse comune, perché, in questo modo, altri target vicini possono essere facilmente scoperti.

Il feromone può essere anche repulsivo: invece di attrarre entità in un'area delimitata, respinge le entità vicine.

Flocking

Il flocking è il comportamento esibito quando un gruppo di uccelli, denominato flock, sta facendo attività di foraggiamento oppure è in volo. Il flocking è simile al comportamento di shoaling dei pesci, al comportamento di swarming degli insetti e ai comportamenti di altri animali sociali. La ragione principale per organizzare le entità in flocks sta nel fatto di raggrupparle per rendere più efficiente ed affidabile il

processo di scoperta dei target. Infatti, un flock costituito da più droni ha un raggio di sensing più ampio rispetto al singolo drone. Il meccanismo di flocking può essere ulteriormente suddiviso in tre diversi sotto-meccanismi:

1. *Separazione*: il meccanismo di separazione ha l'obiettivo di distanziare i droni, sia per prevenire le collisioni, sia per avere dei flock più ampi così da incrementare la copertura dell'area di sensing;
2. *Allineamento*: il meccanismo di allineamento ha lo scopo di allineare il drone nella direzione media del flock al fine di seguire in modo più accurato gli altri droni della stessa flotta;
3. *Coesione*: questo meccanismo ha lo scopo di recuperare il flock e si attiva quando un'entità è "troppo lontana" dal resto dei compagni. Tale lontananza rappresenta un parametro regolabile all'interno del simulatore.

3.5.2 Algoritmi PAPER

Gli autori in [17] si sono concentrati sull'applicazione di diverse metaeuristiche di ispirazione biologica per il coordinamento di uno sciame che deve esplorare un'area sconosciuta al fine di trovare e gestire in modo cooperativo alcuni obiettivi distribuiti. Di seguito verranno analizzate prima le metaeuristiche orientate all'esplorazione dell'area e successivamente quelle inerenti il coordinamento dello sciame per la gestione dei target identificati.

Esplorazione

L'obiettivo della strategia di esplorazione è quello di visitare l'area d'interesse della missione in maniera efficiente, minimizzando la possibilità che gli attori visitino più volte una stessa area della regione. A tal fine viene utilizzata una comunicazione basata sull'ambiente (*stigmergia*) ed in particolare viene utilizzato un meccanismo feromonico repulsivo. Durante l'esplorazione, il feromone viene depositato dal drone non appena si raggiunge la nuova cella. In questo modo, l'entità in movimento selezionerà la cella, appartenente al subset di celle immediatamente vicine alla posizione corrente, che presenta la traccia feromonica meno intensa.

L'uso dei feromoni è simile a quello del metodo *Ant Colony Optimization*, ma a differenza delle formiche, in questo caso le celle più interessanti sono quelle senza feromoni o con il più piccolo valore di feromoni. Il feromone depositato si diffonde verso l'esterno, cella per cella, fino ad una certa distanza e la quantità di feromone diminuisce con l'aumentare della distanza dal drone.

Strategie di reclutamento

Quando un bersaglio viene identificato, nel caso in cui la missione lo preveda, inizia un processo di reclutamento per poterlo gestire in modo cooperativo. L'attore che ha trovato il target modifica il proprio stato in *coordinator* ed inizia una comunicazione il cui fine è quello di richiamare altri droni all'obiettivo ed eseguire il task previsto dalla missione. Le metaeuristiche di reclutamento sono di tre diversi tipi:

1. *Firefly-based team strategy (FTS)*: tale metodo è basato sul *Firefly Algorithm* sviluppato da Yang [22], [23]. L'obiettivo di questa strategia è quello di imitare il comportamento lampeggiante delle lucciole. Due importanti fattori sono la variazione dell'intensità luminosa e la formulazione del coefficiente di attrattività. L'intensità della luce diminuisce con il quadrato della distanza, quindi le lucciole avranno visibilità limitata; inoltre l'attrattività è proporzionale alla luminosità quindi per ogni due lucciole lampeggianti la meno brillante si muoverà verso la più luminosa.
2. *Particle swarm optimization (PSO)*: è una tecnica di ottimizzazione che utilizza una popolazione di agenti multipli [24]. Questa tecnica è stata ispirata dal movimento degli uccelli e dalle loro interazioni con i vicini nello stormo.
3. *Artificial bee colony algorithm (ABC)*: questo approccio è basato sull'omonimo algoritmo sviluppato da Karaboga et al. in [25]. Esso segue il comportamento delle api in cerca di una fonte di nutrimento di qualità. Le api possono essere classificate in tre gruppi: *employed bees*, *onlooker bees* e *scout bees*. Le api *employed* sfruttano le posizioni degli accumuli di cibo, mentre le api *onlooker* sono in attesa di informazioni dalle api *employed* sulla quantità di nettare di tali accumuli. Le api *onlooker* prenderanno la decisione di scegliere una fonte alimentare sulla base di queste informazioni. Una fonte alimentare di qualità superiore avrà una maggiore probabilità di essere selezionata dalle api *onlooker*. Infine, le api *scout* trovano nuove fonti di nutrimento nell'ambiente.

Capitolo 4

Progettazione

Capitolo 5

Algoritmo di ottimizzazione parametrica

Capitolo 6

Implementazione e prove sperimentali

6.1 Simulation testbed

6.2 Sezione sui test

Ringraziamenti

Bibliografia

- [1] K. Whitehead, C. H. Hugenholtz, S. Myshak, O. Brown, A. LeClair, A. Tamminga, T. E. Barchyn, B. Moorman, and B. Eaton, “Remote sensing of the environment with small unmanned aircraft systems (uass), part 2: Scientific and commercial applications,” *Journal of unmanned vehicle systems*, vol. 2, no. 3, pp. 86–102, 2014.
- [2] L. F. Bertuccelli and J. How, “Robust uav search for environments with imprecise probability maps,” in *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 5680–5685, IEEE, 2005.
- [3] M. Brambilla, E. Ferrante, M. Birattari, and M. Dorigo, “Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective,” *Swarm Intelligence*, vol. 7, no. 1, pp. 1–41, 2013.
- [4] J. A. Sauter, R. Matthews, H. Van Dyke Parunak, and S. A. Brueckner, “Performance of digital pheromones for swarming vehicle control,” in *Proceedings of the fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems*, pp. 903–910, ACM, 2005.
- [5] H. V. Parunak, M. Purcell, and R. O’Connell, “Digital pheromones for autonomous coordination of swarming uav’s,” in *1st UAV Conference*, p. 3446, 2002.
- [6] C. W. Reynolds, *Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model*, vol. 21. ACM, 1987.
- [7] M. Senanayake, I. Senthooran, J. C. Barca, H. Chung, J. Kamruzzaman, and M. Murshed, “Search and tracking algorithms for swarms of robots: A survey,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 75, pp. 422–434, 2016.

- [8] M. R. Brust, M. Zurad, L. Hentges, L. Gomes, G. Danoy, and P. Bouvry, "Target tracking optimization of uav swarms based on dual-pheromone clustering," in *2017 3rd IEEE International Conference on Cybernetics (CYBCONF)*, pp. 1–8, IEEE, 2017.
- [9] C. Atten, L. Channouf, G. Danoy, and P. Bouvry, "Uav fleet mobility model with multiple pheromones for tracking moving observation targets," in *European Conference on the Applications of Evolutionary Computation*, pp. 332–347, Springer, 2016.
- [10] G. Vásárhelyi, C. Virágh, G. Somorjai, N. Tarcai, T. Szörényi, T. Nepusz, and T. Vicsek, "Outdoor flocking and formation flight with autonomous aerial robots," in *2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3866–3873, IEEE, 2014.
- [11] S. Hauert, S. Leven, M. Varga, F. Ruini, A. Cangelosi, J.-C. Zufferey, and D. Floreano, "Reynolds flocking in reality with fixed-wing robots: communication range vs. maximum turning rate," in *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 5015–5020, IEEE, 2011.
- [12] S. A. Quintero, G. E. Collins, and J. P. Hespanha, "Flocking with fixed-wing uavs for distributed sensing: A stochastic optimal control approach," in *2013 American Control Conference*, pp. 2025–2031, IEEE, 2013.
- [13] L. Bayındır, "A review of swarm robotics tasks," *Neurocomputing*, vol. 172, pp. 292–321, 2016.
- [14] M. Paradzik and G. İnce, "Multi-agent search strategy based on digital pheromones for uavs," in *2016 24th Signal Processing and Communication Application Conference (SIU)*, pp. 233–236, IEEE, 2016.
- [15] M. De Benedetti, F. D’Urso, G. Fortino, F. Messina, G. Pappalardo, and C. Santoro, "A fault-tolerant self-organizing flocking approach for uav aerial survey," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 96, pp. 14–30, 2017.
- [16] H. Qiu and H. Duan, "Pigeon interaction mode switch-based uav distributed flocking control under obstacle environments," *ISA transactions*, vol. 71, pp. 93–102, 2017.
- [17] N. Palmieri, X.-S. Yang, F. De Rango, and S. Marano, "Comparison of bio-inspired algorithms applied to the coordination of mobile robots considering the energy consumption," *Neural Computing and Applications*, pp. 1–24, 2017.

- [18] S. Singh, S. Lu, M. M. Kokar, P. A. Kogut, and L. Martin, “Detection and classification of emergent behaviors using multi-agent simulation framework (wip),” in *Proceedings of the Symposium on Modeling and Simulation of Complexity in Intelligent, Adaptive and Autonomous Systems*, p. 3, Society for Computer Simulation International, 2017.
- [19] D. Bloembergen, K. Tuyls, D. Hennes, and M. Kaisers, “Evolutionary dynamics of multi-agent learning: A survey,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 53, pp. 659–697, 2015.
- [20] M. G. Cimino, A. Lazzeri, and G. Vaglini, “Combining stigmergic and flocking behaviors to coordinate swarms of drones performing target search,” in *2015 6th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA)*, pp. 1–6, IEEE, 2015.
- [21] T. H. Labella, M. Dorigo, and J.-L. Deneubourg, “Division of labor in a group of robots inspired by ants’ foraging behavior,” *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems (TAAS)*, vol. 1, no. 1, pp. 4–25, 2006.
- [22] X.-S. Yang, “Firefly algorithms for multimodal optimization,” in *International symposium on stochastic algorithms*, pp. 169–178, Springer, 2009.
- [23] X.-S. Yang, “Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimisation,” *arXiv preprint arXiv:1003.1409*, 2010.
- [24] R. Eberhart and J. Kennedy, “Particle swarm optimization,” in *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks*, vol. 4, pp. 1942–1948, Citeseer, 1995.
- [25] D. Karaboga and B. Akay, “A comparative study of artificial bee colony algorithm,” *Applied mathematics and computation*, vol. 214, no. 1, pp. 108–132, 2009.