

ALMA MATER STUDIORUM -  
UNIVERSITÀ DI BOLOGNA  
CAMPUS DI CESENA

---

SCUOLA DI INGEGNERIA ED ARCHITETTURA  
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA ELETTRONICA, INFORMATICA E  
DELLE TELECOMUNICAZIONI

**DECISION MAKING  
NELLA ROBOTICA COLLETTIVA**

**Relatore:**  
Prof. ANDREA ROLI

**Presentata da:**  
STEFANO STRIDI

---

**ANNO ACCADEMICO 2014/2015  
SESSIONE III**

# Parole chiave:

Swarm intelligence

Consensus achievement

Task allocation

Task partitioning

Collective behaviour

ALLE PERSONE CHE MI HANNO SOSTENUTO,  
ANCHE QUANDO AVEVO GIÀ CEDUTO.

# Indice

<b>Introduzione</b>	<b>v</b>
<b>1 Introduzione alla swarm robotics</b>	<b>1</b>
1.1 Swarm intelligence . . . . .	1
1.2 Swarm robotics . . . . .	2
<b>2 Stato dell'arte della swarm robotics</b>	<b>5</b>
2.1 Una tassonomia generale . . . . .	6
2.2 Metodi di progettazione di un sistema collettivo . . . . .	7
2.2.1 Metodi di progettazione comportamentali . . . . .	7
2.2.2 Metodi di progettazione automatici . . . . .	8
2.3 Metodi di analisi di un sistema collettivo . . . . .	8
<b>3 Il collective behaviour</b>	<b>9</b>
3.1 Organizzazione spaziale . . . . .	10
3.2 Navigazione collettiva . . . . .	10
3.3 Altri comportamenti collettivi . . . . .	11
<b>4 Il collective decision making</b>	<b>13</b>
4.1 Macchine a stati finiti probabilistiche . . . . .	14
4.2 Consensus achievement . . . . .	16
4.2.1 Il consensus achievement negli insetti sociali . . . . .	16
4.2.2 Il consensus achievement negli sciami di robot . . . . .	23
4.2.3 Un breve riassunto . . . . .	26
4.3 Task allocation . . . . .	27
4.3.1 La task allocation negli insetti sociali . . . . .	27
4.3.2 Task allocation e task partitioning negli sciami di robot	32
4.3.3 Un breve riassunto . . . . .	43

<b>5</b>	<b>Considerazioni finali e possibili sviluppi</b>	<b>45</b>
5.1	Scenari futuri del collective decision making . . . . .	45
5.2	Il futuro e i limiti della swarm robotics . . . . .	47
	<b>Conclusioni</b>	<b>51</b>
	<b>Bibliografia</b>	<b>53</b>

# Introduzione

Nel corso degli ultimi venti anni, scienziati di differenti discipline hanno analizzato come mai, in uno sciame di animali, uno o più individui, all'interno di un sistema collettivo, possano prendere la stessa decisione a fronte di più alternative possibili, oppure di come essi possano suddividere in totale autonomia il lavoro da svolgere tra di loro senza avere alcun ente controllore deputato a gestirli.

Tali studi ontologici hanno, in seguito, interessato anche gli ingegneri impegnati nell'ambito della robotica: infatti, è stata definita una nuova disciplina in cui sistemi composti da semplici robot, che collaborando e cooperando come gli individui nei gruppi di animali, riescono a realizzare compiti complessi che un singolo robot, da solo, non riuscirebbe a compiere.

Questa tesi si prefigge dunque di discutere un argomento innovativo quale il *collective decision making* all'interno della *robotica di sciame* (nota anche come *swarm robotics*). Poiché tale argomento è particolarmente specifico rispetto all'ambito in cui è inserito, si rende necessario un percorso introduttivo alla robotica collettiva in primis, giungendo tramite specializzazioni al nocciolo della questione.

La suddivisione in capitoli è studiata in modo tale da risultare come uno zoom agli occhi del lettore, passando dalla tematica più generale fino agli studi dettagliati sui vari ambiti del *collective decision making*.

Il primo capitolo sarà dunque dedicato ad una breve introduzione alla robotica collettiva, spiegando da dove trae origine questa nuova frontiera dell'intelligenza artificiale ed elencandone le origini e le caratteristiche.

Il secondo capitolo tratterà invece dell'attuale situazione della robotica collettiva, elencandone gli ambiti, i principali punti di interesse e i fronti su cui i principali ricercatori di tutto il mondo stanno dibattendo.

Il terzo capitolo inizierà a centrare il *focus* sul comportamento degli individui in un sistema collettivo, analizzando quali differenti sfaccettature, al

di fuori della presa di decisione collettiva, devono essere modellate per far sì che il sistema e il singolo individuo si comportino nella maniera prestabilita e desiderata.

Il quarto capitolo, più ampio, sarà incentrato sul principale obiettivo di questo testo, l'analisi del *collective decision making* e delle sue due principali categorie, il *consensus achievement* (cioè il raggiungimento del consenso) e la *task allocation* (cioè la suddivisione del lavoro); nel corso di tale analisi, saranno presentati i risultati dei principali studi nel settore, cercando di fornire una *summa* di quanto esposto e confrontando i risultati ottenuti.

Infine, nel quinto e ultimo capitolo, si chiude il resoconto sulla presa di decisione e sulla robotica collettiva, descrivendone i possibili sbocchi e gli ostacoli alla diffusione e alla realizzazione concreta di alcuni sciami di robot.

# Capitolo 1

## Introduzione alla swarm robotics

La *robotica collettiva* (nota anche come *swarm robotics*) è una disciplina della robotica, legata a stretto filo con l'intelligenza artificiale, in cui si studiano i comportamenti e le attitudini degli insetti sociali allo scopo di riprodurre tali caratteristiche in un sistema di robot semplici; tali robot devono essere programmati in modo da manifestare gli stessi atteggiamenti degli insetti sociali sia come individuo che come collettivo, risolvendo quindi compiti complessi che un singolo individuo non riuscirebbe a realizzare.

Dunque, l'intelligenza manifestata dal collettivo è decisamente superiore a quella esibita dall'individuo: è da tale assunto che prende forma la definizione di *swarm intelligence*.

### 1.1 Swarm intelligence

Il concetto di *swarm intelligence* è nato nel 1989, ed è stato definito dai suoi creatori Beni e Wang [1] come la proprietà di un sistema in cui il comportamento collettivo di agenti semplici produce l'emergere di comportamenti più complessi a livello di sistema. Lo sviluppo di sistemi robotici più o meno complessi richiede dunque conoscenze interdisciplinari che coinvolgono non solo l'informatica, ma anche la biologia, la zoologia e le scienze sociali.

Per quanto concerne l'ambito tecnologico, con *swarm intelligence* si intende il comportamento collettivo di sistemi (naturali o artificiali) di controllo



decentralizzati dotati di auto controllo, le cui singole entità hanno le seguenti caratteristiche:

- omogeneità;
- semplicità;
- effettuano comunicazioni locali ed elementari.

Dunque, esistono esempi di sistemi di intelligenza collettiva naturali (come le colonie di formiche, gli stormi di uccelli e i banchi di pesci) ed artificiali (collettivo di robot destinati a superare un ostacolo molto alto), le cui individualità sono semplici ed omogenee tra loro indipendentemente dalle caratteristiche del sistema in esame. Studiando uno qualunque di questi sistemi, è possibile notare immediatamente che il collettivo è capace di effettuare operazioni che l'individuo non sarebbe in grado di portare a termine da solo, eppure il gruppo di individui non è gestito da alcun sistema esterno e nessuno di essi ha la conoscenza globale del sistema. È da queste considerazioni che emerge come la collettività di individui assuma un comportamento differente rispetto alla semplice "aggregazione", ma in qualche modo riesca, tramite semplici comunicazioni, ad adattarsi all'ambiente esterno e a realizzare un sistema complesso.

Alcuni esempi di tali comportamenti collettivi degli animali sono quelli studiati da Goss e Deneubourg [2] o da Reynolds [3]. Nel primo Goss giunse alla conclusione che le formiche, di fronte a due percorsi di diversa lunghezza per giungere al cibo, riescono a scegliere sempre quello più corto, mentre Reynolds intuì che l'uccello di uno stormo, basandosi solo sui suoi vicini più prossimi, riesce ad adeguare velocità del volo e direzione, oppure ad evitare gli ostacoli.

Pare dunque coerente inserire all'interno della robotica il concetto di swarm intelligence, idea che ha portato alla realizzazione della *robotica collettiva* (anche nota come *swarm robotics*).

## 1.2 Swarm robotics

La *swarm robotics* è un approccio innovativo alla robotica che si ispira al comportamento collettivo appena descritto tipico degli animali sociali. Attraverso regole interne molto semplici e interazioni a breve raggio, la *robotica*

*collettiva* ambisce a progettare e a realizzare sistemi composti da un grande numero di robot coordinati tra loro assumendo lo stesso comportamento degli animali sociali.

Ricollegandosi agli esempi di swarm intelligence precedenti, gli studi di Goss e Deneubourg hanno portato a spiegare come sia possibile per le formiche scegliere con assoluta certezza il percorso più breve, definendo tale metodo come l'*Ant Foraging System* (sistema di foraggiamento delle formiche). Ogni individuo, di fronte al bivio, sceglie in maniera totalmente casuale una delle due strade, e nel percorrerla rilascia una minuscola quantità di sostanza, il *feromone*, che indurrà le altre formiche a seguirne le tracce. Tuttavia, le prime formiche percepiranno poco feromone, allora esse decideranno ancora casualmente la loro strada; le formiche del gruppo si divideranno equamente lungo i due percorsi, ma col passare del tempo, le prime a tornare saranno logicamente quelle che hanno scelto il percorso più breve, depositando lungo la strada del nuovo feromone (che nel percorso più lungo si sarà intanto diradato). Questo nuovo deposito induce le formiche in procinto di partire a scegliere sempre il percorso con più feromone, vale a dire quello più breve. Persino le formiche che hanno intrapreso il percorso più lungo, una volta tornate, percorreranno il percorso breve poiché attratte dalla maggior quantità di feromone.

Per quanto concerne invece lo studio degli uccelli in stormo, Reynolds fu in assoluto il primo a studiarne le dinamiche e a trasporle in ottica robotica già nel 1987: egli creò i *boids*, uccelli digitali che imitavano il comportamento di quelli reali con estrema precisione. Fu quindi questo il primo collegamento in assoluto tra swarm intelligence e robotica, seppur non ai livelli di complessità cui oggi si ambisce.

Nel tentativo di racchiudere in un'unica definizione l'ondata di nozioni finora esposte, nel 2005 Sahin [4] afferma che la robotica collettiva è *lo studio di come una grande quantità di agenti relativamente semplici possano essere modellati in modo da far emergere il comportamento collettivo desiderato dalle interazioni a breve raggio tra gli agenti e/o tra gli agenti ed il sistema.*

Pertanto, un sistema di robotica collettiva deve avere queste essenziali caratteristiche:

- i robot devono essere *autonomi*;
- i robot sono *situati* nell'ambiente e in esso agiscono;
- i robot possono solo *agire localmente*, e non ad ampio raggio;

- i robot non hanno accesso al sistema di controllo centralizzato;
- i robot devono *collaborare* verso un unico scopo.

Tutte queste caratteristiche si adattano agli individui, siano essi animali o robotici, e la loro organizzazione deve essere adeguata, in modo che il sistema presenti le seguenti proprietà:

- *robustezza*: è l'abilità del sistema di reagire e non sfaldarsi in caso di perdita di un individuo;
- *scalabilità*: è la capacità di realizzare i propri compiti adattandosi al numero di individui presenti senza modificare sensibilmente le proprie prestazioni;
- *flessibilità*: è l'abilità di adeguarsi ad una ampia gamma di ambienti e di compiti.

Dunque, prendendo ispirazione dagli animali sociali, la robotica collettiva cerca di realizzare sistemi affidabili che esibiscano le medesime caratteristiche di tali collettivi di animali, catturandone anche la robustezza, la scalabilità e la flessibilità. Si può dunque parlare di una *ingegnerizzazione* del comportamento animale, prevedendo metodi o strumenti per applicare sistematicamente le conoscenze tecniche e scientifiche in modo da progettare, realizzare e sviluppare sistemi robotici collettivi.

## Capitolo 2

# Stato dell'arte della swarm robotics

Si introduce una panoramica sull'attuale avanzamento della robotica collettiva nei suoi vari ambiti, necessaria in seguito all'introduzione all'argomento.

In un ottica di presentazione dei risultati, va ricordato che questa disciplina è totalmente nuova: infatti, i primi studi su tale argomento risalgono alla fine degli anni '90; pare pertanto legittimo mettere in risalto il fatto che alcuni ambiti della robotica collettiva sono totalmente inediti, se non addirittura quasi trascurati, quali ad esempio l'analisi e l'adattamento dei requisiti, la misura delle performance e la manutenzione di un sistema finito.

L'attenzione dei ricercatori è stata finora rivolta principalmente a due aspetti, ad oggi non ancora totalmente definiti ed ancora in fase di scoperta:

- la definizione di **metodi** di progettazione e di analisi di sistemi e/o individui;
- lo studio del **comportamento** collettivo esibito da un sistema.

## 2.1 Una tassonomia generale

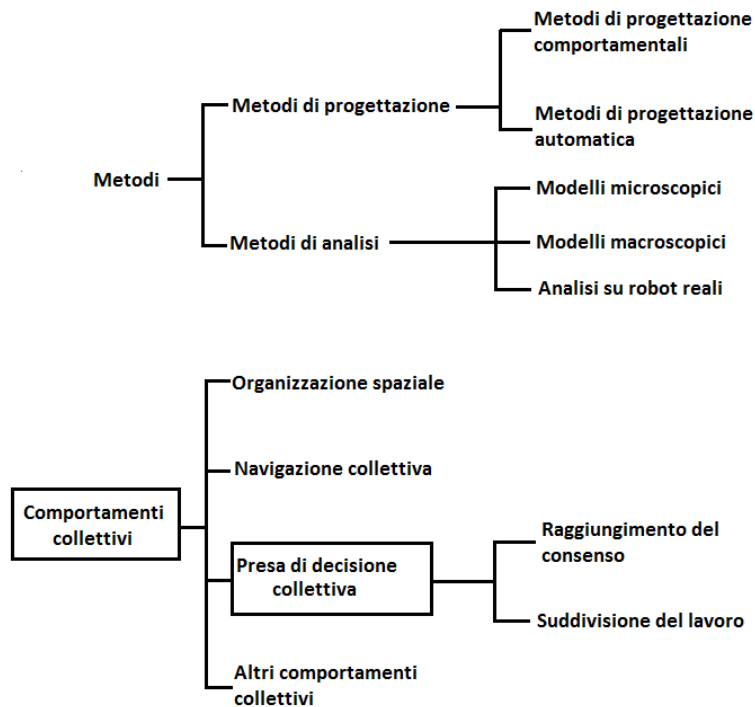


Figura 2.1: Tassonomia degli ambiti della robotica collettiva

Dalla figura, liberamente presa da una rassegna di Dorigo [5] (da cui tale testo trae la sua principale ispirazione), risulta più chiara la suddivisione dei due aspetti cardine della robotica collettiva, che appare piuttosto ramificata; i due argomenti racchiusi nei riquadri saranno trattati rispettivamente nei capitoli 3 e 4. In questo capitolo, passeremo dunque immediatamente e brevemente in rassegna i vari metodi di analisi; il *comportamento collettivo* (o *collective behaviour*) sarà oggetto del terzo capitolo e, nel quarto capitolo, parleremo approfonditamente della sua specializzazione, la *presa di decisione collettiva* (o *collective decision making*) oggetto principale di questa tesi.

Un accenno ai diversi metodi si rende necessario, poiché i metodi di progettazione comportamentali qui accennati, come vedremo in seguito, saranno caratteristici degli individui analizzati negli studi sul *collective decision making*.

## 2.2 Metodi di progettazione di un sistema collettivo

in fase di progettazione un sistema viene pianificato e sviluppato partendo dalle specifiche e dai requisiti iniziali. Tuttavia, nella robotica collettiva non esistono ancora metodologie formali per progettare comportamenti a livello individuale tali da ottenere il comportamento collettivo desiderato, pertanto ci si affida ancora principalmente all'abilità dello sviluppatore.

I metodi di progettazione si dividono in due categorie:

- Metodi di progettazione comportamentali: la soluzione più comune, prevede l'implementazione del comportamento individuo per individuo fino al raggiungimento del comportamento desiderato;
- Metodi di progettazione automatici: prevedono la generazione automatica di modelli comportamentali attraverso specifiche formali, ancora in fase di sviluppo.

### 2.2.1 Metodi di progettazione comportamentali

Tale categoria, ad oggi largamente la più diffusa, prevede la progettazione e l'implementazione di ogni singolo individuo, processo particolarmente lungo e soggetto ad errori, fino al raggiungimento del comportamento prestabilito. Per quanto concerne il raggiungimento del *behaviour* desiderato, sono previsti due metodi:

- uno di origine fisica: mediante sensori e situazione nell'ambiente, ognuno dei robot è implementato con un algoritmo che, ad esempio, gli permette di allontanarsi dagli altri individui oppure di raggiungere un punto predeterminato mediante forze attrattive;
- uno basato sulla implementazione di una funzione soglia all'interno di ogni individuo: poiché la soglia può essere fissa, variabile e/o diversa tra tutti gli individui, con tale metodo è possibile realizzare a pieno la reattività e la parziale imprevedibilità delle sue azioni future. Uno dei metodi di progettazione più adottati per realizzare un tale modello di comportamento si basa sulla *PFSM* (la *Probabilistic Finite State Machine*), particolarmente ricorrente negli sciami di robot che devono suddividere il lavoro.

### 2.2.2 Metodi di progettazione automatici

Come detto in precedenza, tale categoria è ancora in fase di sviluppo, ma nel prossimo futuro potrà scalzare la leadership dei metodi classici. I metodi principali sono la *robotica evolutiva*, basata sui principi darwiniani della selezione naturale tra individui, e il *rinforzo dell'apprendimento*, per cui un agente più o meno distribuito “premia” gli individui che assumono il comportamento desiderato.

## 2.3 Metodi di analisi di un sistema collettivo

L'analisi è una fase essenziale nel processo di verifica parziale o finale di un sistema, poiché ci permette di riscontrare se gli individui ed il sistema nella sua collettività realizzano quanto previsto. Per poter studiare nella sua interezza il sistema, l'analisi si realizza a tre livelli:

- a livello *microscopico*, dove vengono studiate ed eventualmente rimodellate le caratteristiche o i metodi di interazione del singolo individuo;
- a livello *macroscopico*, dove viene considerato il sistema nella sua interezza, verificando se ci possano essere eventuali comportamenti indesiderati o dannosi;
- analisi attuata su *robot reali*, una via di mezzo che riassume micro e macro, in cui si testa sul piano pratico la robustezza e l'efficacia dei modelli previsti. Tale livello è però totalmente nuovo (primi studi nel 2012), perciò è stato finora utilizzato solamente per sistemi piuttosto semplici.

Realizzata questa fugace panoramica sui vari metodi di interesse della robotica collettiva, siamo ora pronti per affacciarci all'ambito del comportamento collettivo, analizzandolo inizialmente in un'ottica più generale.

# Capitolo 3

## Il collective behaviour

Un insieme di individui o di robot deve necessariamente cooperare per poter affrontare un problema, semplice o complesso che sia, e risolverlo; tale cooperazione è dettata dal *comportamento collettivo* (o *collective behaviour*) del sistema, per cui tutti gli individui ambiscono allo stesso risultato strutturandosi o compiendo scelte come fossero un'unica entità, celando totalmente il comportamento del singolo.

I comportamenti collettivi si dividono in quattro categorie, qui elencate:

- *organizzazione spaziale*, che concerne l'organizzazione e la distribuzione di robot nello spazio o nell'ambiente;
- *navigazione collettiva*, riguarda l'organizzazione e la distribuzione dei movimenti e dell'esplorazione di uno sciame di robot;
- *il collective decision making*, cioè *la presa di decisione collettiva*, per cui uno sciame di robot riesce a prendere una decisione unica comune o a suddividersi il lavoro adeguatamente. A tale comportamento sarà interamente dedicato il successivo, estensivo capitolo 4;
- gli *altri comportamenti collettivi*, in cui ricadono comportamenti non inclusi nelle prime tre categorie, come ad esempio il riconoscimento dell'errore.

Passiamo ora dunque in rassegna in cosa consistono l'organizzazione spaziale, la navigazione collettiva e quali siano gli altri comportamenti collettivi, terminando così la fase introduttiva sulla robotica collettiva ed aver ben contestualizzato la struttura in cui il *collective decision making* è immerso.



### 3.1 Organizzazione spaziale

I robot possono essere istruiti dagli sviluppatori per far sì che si dispongano in strutture prestabilite (aggregati, incolonnati, o addirittura secondo dei pattern dinamici) oppure spostino oggetti allo scopo di radunarli in un'area predefinita.

Come tutti i comportamenti che andremo ad analizzare, anche l'organizzazione spaziale si ispira alla natura e a quei gruppi di animali che tendono a disporsi secondo canoni standard: l'*aggregazione* è tipica di molte specie animali quali api, scarafaggi e pinguini; la *disposizione a catena* è stata rilevata nelle formiche durante la ricerca del cibo [2], così come l'*interconnessione fisica* tra individui allo scopo di creare strutture complesse (ponti, muri, ecc. . . ). Infine, un ultimo aspetto concerne il *clustering*, ossia la raccolta e l'assemblaggio di oggetti, ispirato dall'abilità delle termiti di raccogliere sabbia e trucioli per creare rifugi alti fino ad un metro.

Per realizzare artificialmente queste disposizioni, i robot vengono implementati e costruiti come *PFSM*, cioè come *macchine a stati finiti probabilistiche*, per cui decidono in maniera probabilistica e secondo una soglia se aggregarsi o meno ad un certo gruppo, cercando di includere nei robot anche la possibilità per cui un individuo decida di non far parte di un collettivo. Una spiegazione più dettagliata sulle PFSM è reperibile nella sezione 4.1.

L'obiettivo della ricerca sulla robotica collettiva è tentare di riprodurre tutte queste tipologie di organizzazione spaziale nei sistemi di robot il più fedelmente possibile: negli ultimi cinque anni, alcune di queste (aggregazione, pattern formation) sono state diffusamente trattate ed analizzate, altre sono ancora nella loro fase pionieristica (clustering, interconnessione fisica).

### 3.2 Navigazione collettiva

Un altro problema rilevante nella gestione degli sciami di robot è la coordinazione dei singoli individui: i robot devono cooperare per esplorare in condizioni ottimali un ambiente e navigarvi senza contrasti. Anche questa tipologia di comportamenti collettivi è decisamente ispirata al mondo animale:

- l'*esplorazione collettiva* avviene come una navigazione guidata dall'intelligenza collettiva: i robot creano griglie più o meno regolari per

esplorare o sorvegliare un'area di interesse comunicando con i vicini, ispirandosi al comportamento delle formiche (che rilasciano il feromone) o delle api (che “danzano” per indicare il percorso compiuto) nella navigazione di un ambiente;

- il *movimento coordinato* prevede che i robot si muovano in gruppi ordinati, traendo ispirazione dagli stormi di uccelli, per muoversi senza urtarsi a vicenda o per migliorare la percezione dell'ambiente da parte dello sciame;
- nel *trasporto collettivo*, infine, i robot devono muoversi in modo coordinato e organizzato per spostare oggetti pesanti che un unico individuo non riuscirebbe a trasportare, imitando quindi il comportamento delle colonie di formiche, in grado di sollevare oggetti fino a cinquanta volte superiori al loro peso.

### 3.3 Altri comportamenti collettivi

Altri comportamenti, finora non menzionati, sono altrettanto importanti nella realizzazione di un sistema collettivo di robot, anche se non rientrano nelle categorie precedenti.

Il principale è sicuramente il *riconoscimento dell'errore*: gli individui devono essere in grado di riconoscere se un vicino non è più funzionante o assume comportamenti imprevisti, garantendo robustezza ed efficacia del sistema collettivo, anche grazie alla ridondanza di individui presenti.

Inoltre, va data rilevanza anche al rapporto collettivo-umano, poiché va ripartito tra le due entità il carico delle decisioni da prendere: un sistema totalmente autonomo può essere desiderabile, ma senza la sorveglianza umana potrebbe intraprendere comportamenti sbagliati senza possibilità di intervento, mentre un sistema che lascia sempre decidere il suo interlocutore umano è pressoché inutile.

Infine, il gruppo deve avere una proprietà di *autoregolazione della dimensione*, deve cioè essere in grado di riconoscere quanti individui devono dedicarsi ad un certo lavoro senza intaccare le performance o abbandonare il resto del gruppo.

Dunque, abbiamo trattato finora tutti i possibili comportamenti di un gruppo di robot, valutando come essi possano disporsi nello spazio, esplo-

rarlo coordinatamente e reagire alle problematiche sorte. Tuttavia alle fondamenta di questi comportamenti deve esservi un accordo tra pari (ottenibile solo tramite comunicazione), cioè un **consenso** o su una scelta o sulla **suddivisione** di un compito all'interno del gruppo. Le due caratteristiche evidenziate sono decisamente l'elemento centrale del *collective decision making* all'interno della robotica collettiva, ambito diffusamente studiato e che andremo immediatamente a trattare.

# Capitolo 4

## Il collective decision making

La *presa di decisione collettiva* è una caratteristica fondamentale di tutti i sistemi auto-organizzati: secondo Trianni [6], prendere una decisione è un comportamento emergente da un qualsiasi sistema naturale o artificiale che deve produrre un effetto in seguito alla manifestazione di una nuova situazione o di una scelta. Dal momento che la scelta effettuata dipende dalla situazione incontrata, non è possibile affidarsi a computazioni algoritmiche o scelte programmate.

Questa tipologia di problema è totalmente dovuta all'essenza distribuita del sistema: con i vecchi sistemi monolitici dei primi anni '80, un qualsiasi ente computazionale avrebbe potuto solamente raccogliere i dati, effettuare un calcolo algoritmico e fornire la soluzione; tuttavia, a fronte di un problema totalmente inedito, la macchina non avrebbe fornito alcuna soluzione. Nella robotica collettiva invece, la decisione viene presa dalla collettività, stante la possibile differenza di pensiero tra gli individui.

Nella situazione ideale, ogni membro del gruppo riceve le stesse informazioni e le computa allo stesso modo dei suoi simili, ottenendo quindi lo stesso risultato e fornendo la medesima risposta. In realtà invece, ogni individuo può percepire solo parte della realtà, o ricevere addirittura un'informazione sbagliata. Da tale caso si può intuire come un accordo tra i pari, che possono avere diverse alternative tra cui scegliere, sia necessario per avere una soluzione comune a tutto il collettivo, che in caso contrario può sgretolarsi e non agire più come un sistema compatto e unico.

Dunque, il collective decision making è quel settore della robotica collettiva che studia come i robot si influenzino l'un l'altro mentre si prendono delle scelte, allo scopo di ottenere una scelta univoca e compatta. Un sistema

può trovarsi di fronte a due tipologie di accordo da raggiungere: il *consensus achievement* (il raggiungimento del consenso), ovvero di come il collettivo scelga una possibile soluzione tra tante, e la *task allocation* (la suddivisione del lavoro), ossia di come il gruppo distribuisce a se stesso il lavoro da compiere ottenendo la miglior performance possibile.

Ovviamente, anche la presa di decisione collettiva ha evidenti origini nel regno animale: lungo tutto il capitolo saranno costanti i riferimenti a quanto raccolto da Dorigo [5] e Trianni [6]. Entrambi, riportano di studi biologici in cui formiche, scarafaggi, pecore e ragni collaborano collettivamente: tale meccanismo comporta non solo una coesione totale del gruppo, ma permette anche di ottenere un'azione concordemente decisa da tutti, come se in ogni individuo fosse distribuita una funzione di calcolo della media.

Il raggiungimento del consenso è un meccanismo, sfruttato da animali come formiche e api, estremamente diffuso nella scelta del luogo ove creare un nido, o in modelli come il già citato *Ant Foraging System*, in cui il gruppo di formiche sceglie sempre il percorso più breve tra quelli disponibili. La suddivisione del lavoro è altrettanto diffusa nelle formiche dedite ad un certo lavoro, ad esempio quando un gruppo smette di compiere un certo compito.

È interesse della comunità scientifica, appunto, poter implementare tali comportamenti anche nei dispositivi artificiali, senza i quali non sarebbe realizzato a pieno il concetto di *gruppo* o di *collettivo* di robot.

Nel seguito del capitolo, si provvede ad analizzare le due tipologie di decisione citate, partendo sempre da studi biologici e giungendo allo studio di pubblicazioni in cui i comportamenti sono stati implementati in sciame di robot.

## 4.1 Macchine a stati finiti probabilistiche

Prima di partire con l'analisi più dettagliata, va messo in risalto un aspetto fondamentale della progettazione degli individui artificiali, poiché al momento non solo non sappiamo come essi possano prendere parte alle decisioni del gruppo, ma ignoriamo anche come possano autonomamente prendere decisioni a livello individuale. Riprendendo un discorso introdotto nel paragrafo 2.2.1 e accennato nella sezione 3.1, bisogna progettare i robot in modo tale che essi possano prendere decisioni solamente in base ai dati sensoriali ricevuti e alla loro memoria interna, esibendo quindi un comportamento totalmente reattivo e non proattivo.

Per realizzare tale modello comportamentale, i progettisti scelgono spesso di implementare i robot come *macchine a stati finiti probabilistiche*, vale a dire come degli automi a stati finiti in cui la probabilità di transitare da uno stato all'altro può essere fissa o può dipendere dalla funzione soglia, rappresentata in figura 4.1.

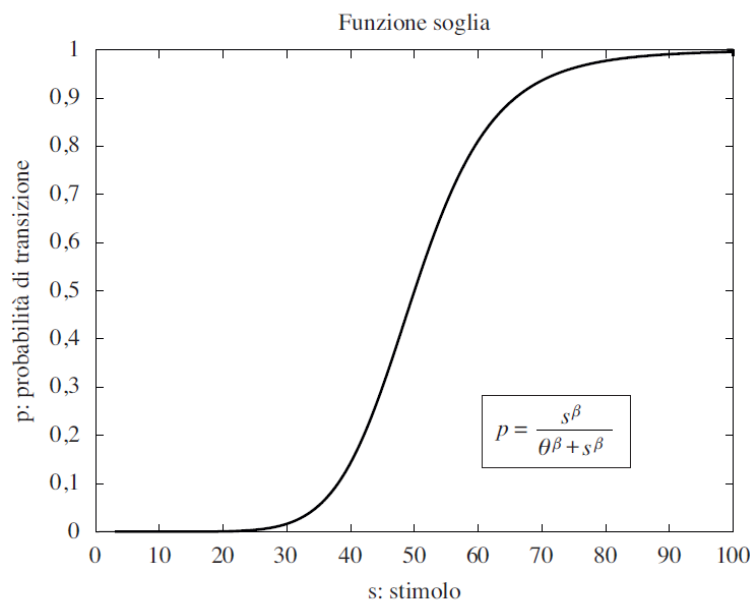


Figura 4.1: La funzione soglia.  $p$  è la probabilità di transizione, dipende da  $s$ , lo stimolo dell'urgenza di transizione,  $\theta$  rappresenta una soglia allo stimolo e  $\beta$  è un parametro di sensibilità. Se  $s \ll \theta$ , la probabilità di transizione  $p$  è molto bassa, mentre se  $s \gg \theta$ ,  $p$  è molto elevata. In tale esempio,  $s \in [0,100]$ ,  $\theta = 50$  e  $\beta = 8$

La funzione soglia nella figura 4.1, definita da Granovetter [7], rappresenta dunque la probabilità  $p$  di un individuo all'interno di un collettivo di cambiare stato, come affermato da Theraulaz, Bonabeau e Deneubourg [8]. Tale funzione è stata sin da subito applicata agli animali sociali, e nell'arco di pochi anni è stata introdotta anche nella robotica collettiva, venendo applicata ai casi di studio basati sulla suddivisione del lavoro. La funzione soglia può variare nel tempo a seconda degli stimoli ambientali, mentre la probabilità di transizione è solitamente dipendente dallo stato interno del robot. Dopo questa necessaria definizione, siamo pronti finalmente ad analizzare il *consensus achievement* (o raggiungimento del consenso).

## 4.2 Consensus achievement

Si tratta della prima delle due tematiche della presa di decisione collettiva, e consiste in un comportamento collettivo utilizzato per far sì che un gruppo di robot possa raggiungere il consenso univoco su una delle possibili scelte. L'obiettivo ottimale è di fare in modo che la scelta ricada sempre sull'alternativa più performante tra quelle disponibili, ma come vedremo non è stato ancora messo a punto un modello che porti con assoluta certezza alla scelta dell'alternativa migliore.

La difficoltà nel raggiungimento collettivo del consenso sta nel fatto che spesso i robot non hanno modo di comunicare direttamente tra loro, o non hanno sensori adeguati o non hanno un'adeguata capacità di percepire le condizioni ambientali.

Il consenso può essere raggiunto in due modi:

- tramite comunicazione diretta della preferenza tra gli individui; il metodo per raggiungere un accordo in seguito alla manifestazione di scelte diverse può ad esempio utilizzare meccanismi di accordo secondo un criterio maggioritario;
- tramite comunicazione indiretta, per cui gli individui devono maturare un pensiero semplicemente osservando l'ambiente o, ad esempio, studiando il movimento o la disposizione dei propri simili.

Per meglio capire il senso del consensus achievement, basti pensare agli studi sulla psicologia umana: una persona può avere una certa disposizione mentale di partenza ma, se immersa in un diverso contesto sociale, essa tenderà ad uniformare i suoi pensieri, i suoi gusti e i suoi comportamenti a quelli della massa, pena l'esclusione dal gruppo o la scarsa considerazione. Tuttavia, in un insieme di robot tale sgretolamento non può e non deve avvenire, in quanto la prerogativa di un tale sistema è che ognuno contribuisca alla realizzazione di un compito e alla manifestazione di un comportamento collettivo.

### 4.2.1 Il consensus achievement negli insetti sociali

Come la totalità dei comportamenti finora descritti, anche il consensus achievement ha origini nello studio degli insetti sociali: abbiamo già citato nel paragrafo 3.1 l'abilità delle formiche di scegliere il percorso più breve tra due a disposizione e quella delle termiti di costruire enormi nidi, ma a questi

si aggiungono le api, in grado di comunicare direttamente tramite danze particolari la propria scelta riguardante il percorso. Tutti questi meccanismi, interni agli insetti sociali, sono perfettamente funzionanti ed efficaci anche quando non tutti gli individui hanno la stessa opinione sulla scelta migliore.

Ad eccezione del caso delle api, raramente si può osservare una comunicazione diretta tra gli individui: dunque, inaspettatamente rispetto alle premesse, la *comunicazione indiretta* è la più presente in natura; gli insetti infatti sfruttano solamente le caratteristiche dell'ambiente circostante, modificandolo o interpretandolo (tale metodo comunicativo è detto *stigmergia*). Tuttavia, queste capacità vengono manifestate anche se gli insetti non hanno affatto la conoscenza globale dell'ambiente circostante. Questi comportamenti su citati tendono a garantire robustezza anche a fronte di eventi impreveduti o di modifiche ambientali più o meno radicali, portando quindi a pensare che i sistemi di insetti sociali siano totalmente auto-organizzati.

Un primo interessante studio su come un gruppo di insetti possa raggiungere un consenso tramite comunicazioni indirette è quello presentato da Iain Couzin [10] nel 2005: il biologo inglese si è chiesto come fosse possibile, per un gruppo di animali sociali in movimento, raggiungere un consenso sulla direzione da seguire e, soprattutto, come riescano a trasferire le informazioni inerenti il proprio moto.

Prima di tutto, in ogni gruppo ci sono alcuni individui, informati sulla direzione da percorrere ma presenti in numero molto ridotto, che cercano di influenzare i vicini per farsi seguire. Ogni individuo sa qual è la propria direzione ed interagisce col proprio vicino esaminando la direzione da lui percorsa; il risultato di ogni interazione è l'assunzione di una nuova direzione, determinata dalla media tra le due direzioni precedenti. Per non perdere la propria preziosa informazione, ogni individuo informato, nel calcolo della media durante un'interazione, ha associato un *coefficiente di bilanciamento*  $\omega$  legato alla direzione obiettivo, per cui sarà pressoché non influenzato dalle interazioni coi suoi vicini (che, invece, devieranno verso la direzione desiderata).

Un individuo non è in grado di riconoscere se il proprio vicino è informato, ciò nonostante l'interazione avviene in maniera naturale e i due simili si associano, andando nella stessa direzione.  $\omega$  rappresenta in qualche modo lo *status sociale* di un individuo, poiché al suo valore corrisponde un grado di informazione ad esso associato.

Se il gruppo in esame è piccolo o particolarmente esteso, col passare del



tempo il gruppo si muoverà nella direzione voluta indipendentemente dal valore del coefficiente assegnato agli individui informati. Per un sistema composto da un numero intermedio di individui, il valore assunto dal coefficiente diventa invece fondamentale per evitare spaccature del gruppo: infatti, se  $\omega$  risulta troppo elevato, difficilmente il gruppo tenderà ad adeguarsi al volere del gruppo informato, proseguendo per la propria casuale strada, facendo sì che gli informati e pochi altri proseguano nella direzione corretta.

Può addirittura presentarsi il caso in cui ci siano due gruppi di individui informati, ma ogni gruppo ha una direzione preferita diversa (ad esempio, uno punta ad una preda e uno al nido). Se uno dei due gruppi è in maggioranza, per differenze di direzione poco ampie, il collettivo seguirà il gruppo informato con più individui. In caso di grande differenza, il gruppo potrebbe dividersi molto facilmente: è tuttavia possibile definire un feedback per il coefficiente di bilanciamento  $\omega$  per cui quando un individuo informato trova un vicino che si muove in direzione simile, il suo  $\omega$  aumenta, se invece il simile si muove in direzione molto diversa, allora  $\omega$  decresce. Il feedback su  $\omega$  è uno strumento fondamentale per poter raggiungere un consenso collettivo, possibilmente sulla direzione desiderata, senza rischiare la scissione del gruppo. La figura 4.2 mostra come tale coefficiente possa portare il gruppo a seguire la direzione voluta, o nei casi peggiori come esso sia ininfluente.

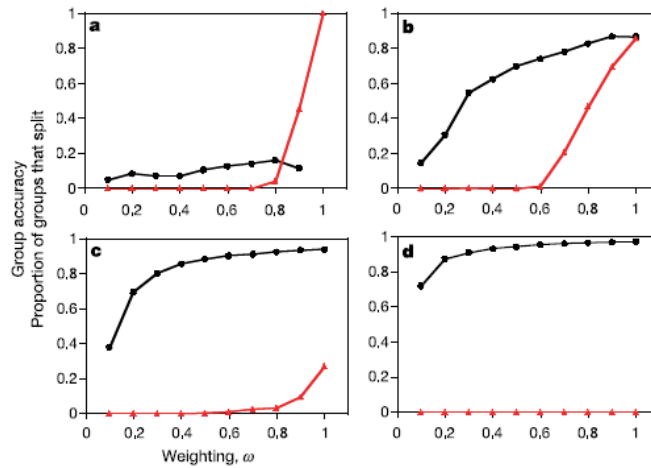


Figura 4.2: L'influenza del coefficiente  $\omega$ : in nero la percentuale di individui che seguono la direzione giusta, in rosso la probabilità di frammentazione del gruppo, entrambi in funzione del coefficiente di bilanciamento.  $p$  è la percentuale di individui informati. In **a**,  $p = 0.02$ , in **b**  $p = 0.1$ , in **c**  $p = 0.2$ , in **d**  $p = 0.5$ . Analisi su 50 individui.

In figura 4.2, possiamo vedere come, a seconda del valore di  $\omega$  e del numero di individui informati, vari l'esito complessivo dell'interazione: se l'individuo informato è uno solo (a) ed il suo  $\omega$  è basso, tenderà ad assumere la direzione del gruppo (in cui circa il 10% degli individui avrà comunque la direzione corretta, ma in maniera casuale), se invece ha  $\omega$  alto, si separerà dal gruppo, frammentandolo. Se gli individui informati sono 10 (c) o 25 (d), per qualunque valore di  $\omega$  (salvo alti valori di  $\omega$  in c) si otterrà accordo sulla direzione desiderata. Il grafico (b), in cui gli informati sono 5, mostra invece come un valore superiore a 0.6 di  $\omega$  impedisca a quei 5 individui di raggiungere un accordo con gli altri individui del gruppo, mentre per valori di  $\omega$  più bassi, mostra come i 5 individui abbandoneranno la direzione desiderata. Il coefficiente di bilanciamento è quindi uno strumento necessario a mantenere l'informazione corretta ed è il mezzo tramite cui gli individui informati possono indurre il consenso ad andare collettivamente nella direzione voluta.

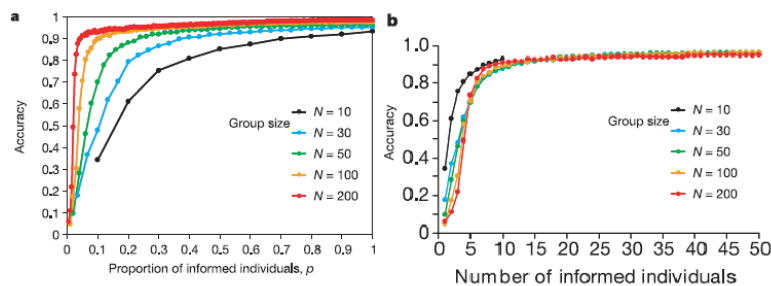


Figura 4.3: La percentuale di individui che si dirigono secondo la direzione corretta, in base alla percentuale di individui informati (a) e in base al numero di individui informati (b). Gli individui informati tendono a porsi sempre in testa al gruppo per guidare gli altri.

Per quanto concerne gli elementi del gruppo che seguono la direzione prevista, in figura 4.3 vi è un breve riassunto, sia in base alla popolazione, sia secondo il numero degli individui (tra 1 e 50). Si può notare in figura (a) come più ampia sia la popolazione, minore sia la percentuale di individui informati richiesta per avere un gruppo pressoché totalmente orientato come desiderato; la figura (b) mostra invece il dettaglio non in base alla percentuale, ma al numero effettivo: come mostrato già nella figura 4-2 (b), con 10 individui si ottengono ottimi risultati in termini di accuratezza. Dunque, appare evidente come, per un gruppo non ridotto, basta un piccolo numero di elementi informati a guidare correttamente il gruppo.

Tale studio ci permette di intuire che tramite comunicazioni indirette e interazioni sociali elementari il gruppo riesce davvero ad autoregolarsi, esibendo quindi un comportamento collettivo concorde ottenuto tramite un processo di consensus achievement tra le varie opinioni. La leadership emerge in funzione della differenza di opinione tra i simili, che per giungere al consenso devono quindi necessariamente scambiare le proprie informazioni su posizione e direzione.

Tuttavia, non sempre si raggiunge l'accordo sulla direzione corretta, anzi, in casi più particolari il gruppo può addirittura frammentarsi: pertanto risulta evidente come un qualsiasi individuo sia influenzato più dalla *quantità* di informazioni che dalla loro *qualità*. Pertanto per raggiungere il consenso correttamente bisogna fare in modo che un individuo possa comunicare con il maggior numero di individui informati. Ad ogni modo, anche in caso di divisione del gruppo, i due nuovi mini-gruppi dovranno raggiungere un consenso separatamente, dirigendosi lungo due percorsi diversi.

Un altro studio basato sul raggiungimento del consenso in un collettivo di insetti è stato effettuato da Amé [11] nel 2006: oggetto del suo studio è la redistribuzione di un gruppo di scarafaggi all'interno di rifugi uguali inseriti in un ambiente. Presi un ambiente sterilizzato come in figura 4-4 e un numero  $N$  di scarafaggi, questi si dispongono o tutti nello stesso rifugio (se un rifugio è in grado di contenere tutti gli  $N$  individui), o si redistribuiscono equamente nei rifugi disponibili.

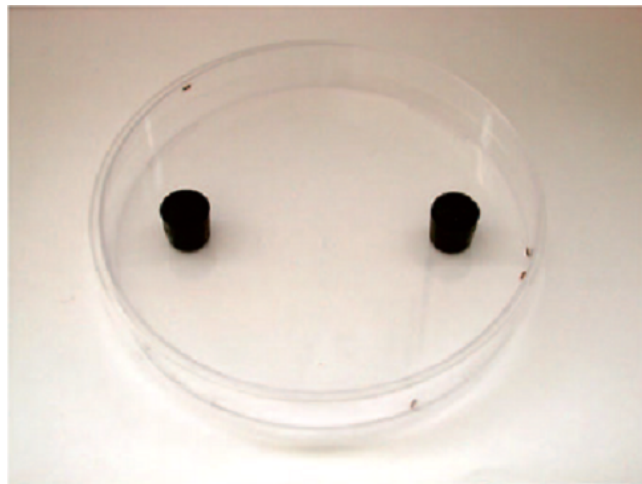


Figura 4.4: Un ambiente tipo nell'esperimento di Amé: un'arena circolare con due rifugi.

In partenza nessuno degli individui ha informazioni sull'ambiente e sulle caratteristiche dei rifugi, pertanto le opinioni dipendono solo dall'analisi degli elementi più vicini. A differenza dello studio di Cauzin, in cui gli insetti sono entità "neutre" che attendono il confronto di informazioni, gli scarafaggi si prefiggono invece di ottenere il massimo benessere individuale e collettivo: tale specie tende infatti ad aggregarsi in massa presso uno stesso rifugio, garantendosi massima protezione e minor tempo dedicato alla caccia fuori dal rifugio, nell'ambito dell'equa suddivisione dei compiti.

Ciò nonostante, il gruppo è in grado di adeguare la ricerca del benessere alle reali caratteristiche dell'ambiente: la disposizione finale infatti varierà solo in base al numero di rifugi presenti e alla loro capacità, anche per prove reiterate.

Dunque, all'inizio dell'esperimento, gli  $N$  scarafaggi vengono rilasciati in un ambiente con due o più rifugi. Con lo scorrere del tempo, essi si disporranno nei rifugi seguendo un criterio che bilancia benessere individuale e collettivo: pertanto, essi si disporranno o tutti nello stesso rifugio (se la capacità  $S$  del rifugio è pari o maggiore di  $N$ ) oppure si ripartiranno equamente occupando il minor numero possibile di rifugi. Per meglio chiarire quest'ultimo punto, elenchiamo due esempi:

- avendo  $N = 50$  e due rifugi con capienza  $S = 40$ , al termine dell'esperimento avremo 25 scarafaggi per rifugio, e non una suddivisione 40 - 10, a riprova del fatto che è rilevante anche il benessere del gruppo nella decisione collettiva (i 10 scarafaggi avrebbero così un minor agio);
- avendo  $N = 120$  e quattro rifugi con capienza  $S = 50$ , gli scarafaggi si disporranno in tre gruppi da 40 in tre rifugi (scelti a caso) lasciandone uno vuoto, per la stessa filosofia.

La figura 4-5 riassume i risultati raccolti nello studio di *un solo rifugio* in un unico grafico, nel caso di  $N = 50$  individui e due rifugi con capacità  $S$  variabile. Viene definito  $\sigma$  come il rapporto tra la capacità  $S$  di ogni rifugio e il numero  $N$  di individui; per rifugi con capacità  $S \leq N/2$  ( $\sigma \leq 0.5$ ), il rifugio sarà pieno nella totalità dei casi; per  $N/2 < S < N$  ( $0.5 < \sigma < 1$ ), i due rifugi conterranno due parti uguali di individui, per cui la percentuale di individui presenti nel rifugio oscillerà tra il 30% ed il 70% (il fatto che ad un certo valore di  $\sigma$  corrispondano due barre, indica che nell'effettuazione delle diverse prove, gli individui hanno affollato rispettivamente il rifugio 2 o il rifugio 1 casualmente).

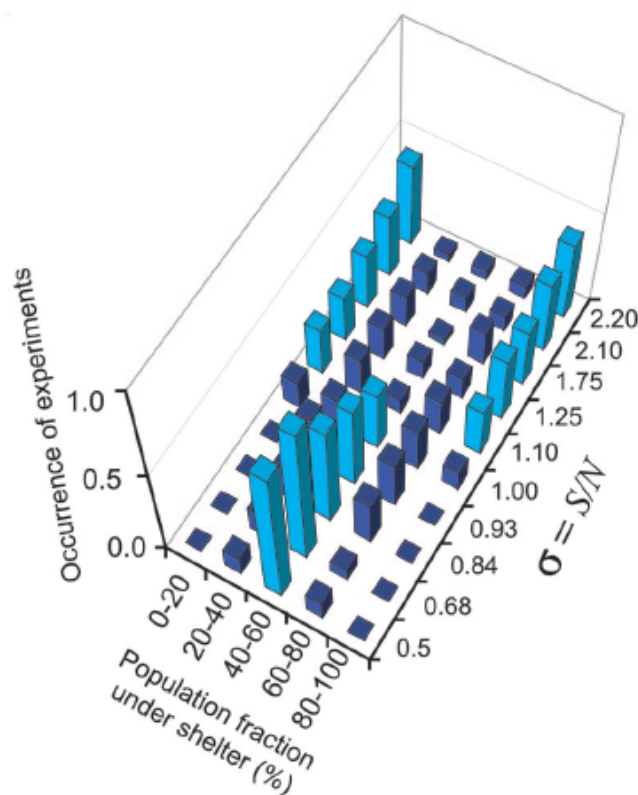


Figura 4.5: Dati prelevati dallo studio del solo rifugio 1. Viene definito  $\sigma$  come il rapporto tra la capacità  $S$  di ogni rifugio e il numero  $N$  di individui. Ad esempio, per  $\sigma = 0.5$ , ogni rifugio può contenere esattamente metà degli individui, per  $\sigma = 1.0$ , ogni rifugio può contenere esattamente tutti gli individui. Il grafico indica la percentuale di popolazione che occupa il rifugio 1 per diversi valori di  $\sigma$ , in base al numero di prove.

Se invece  $S > N$  ( $\sigma > 1$ ), gli individui affolleranno uno solo dei due rifugi, ed infatti nel grafico, per tali valori, si nota come il rifugio possa avere o la totalità degli individui o nessuno, indipendentemente dal valore di  $\sigma$ .

Ricapitolando: le informazioni non vengono scambiate direttamente tra individui, ma percepite solo tramite studio dell'ambiente. Non vi è un diretto confronto di opinioni da mediare, gli scarafaggi si limitano a verificare dove siano i loro simili e a disporsi nel rifugio che garantisce a loro e agli altri il maggior benessere: non vi può essere un parere diverso tra i diversi individui. Pertanto, a differenza dell'esperimento di Cauzin, il consenso viene raggiunto sempre sul risultato migliore, e soprattutto non vengono affatto analizzate le opinioni dei simili. Inoltre, negli insetti sociali di Cauzin vi è distinzione tra

individui informati e non: i primi hanno l'interesse di trascinare il proprio gruppo verso una meta definita, i secondi sono totalmente inconsci, in attesa di mostrare ai vicini la propria direzione e di averne un feedback immediato, non avendo quindi un obiettivo prefissato.

Questi due esperimenti effettuati su animali reali catturano quindi due aspetti di interazione totalmente diversi (ricerca della direzione collettiva e popolazione concorde di un ambiente), ma alla cui base vi è lo stesso comportamento: il raggiungimento del consenso tramite interazioni sociali o percezione dell'ambiente. Il consenso subentra però anche in molti altri comportamenti prettamente zoologici quali la caccia di gruppo, l'esplorazione e la migrazione. Il principio di collaborazione tra gli individui e l'accordo tra i medesimi rientra quindi in ogni aspetto della vita di un collettivo, seppur in forme e modalità diverse, e queste sono le caratteristiche comportamentali che sin da subito si è cercato di studiare ed applicare anche negli sciami di robot.

Nel successivo paragrafo, passeremo ad analizzare a titolo dimostrativo uno studio, applicato ad uno sciame di robot, il cui obiettivo è di far compiere scelte efficaci al gruppo implementando al loro interno un meccanismo caratteristico delle formiche.

### 4.2.2 Il consensus achievement negli sciami di robot

Analizzato il consensus achievement negli insetti sociali, si è giunti a chiedersi in che modo si potesse catturare tale caratteristica ed immetterla in un robot appartenente ad un gruppo, o meglio, in che modo fosse possibile implementare un singolo robot in modo da esibire sia un comportamento individuale semplice che rendersi partecipe di un comportamento collettivo molto più complesso.

Come esempio di “ponte” nel passaggio da scienze animali a scienze informatiche, consideriamo lo studio effettuato da Montes de Oca nel 2011 [12]: in tale studio, si cerca di ottenere un modello di formazione dell'opinione tale da catturare gli elementi principali di un ambiente, attraverso cui poi effettuare la valutazione tra due alternative. Tale modello prettamente statistico viene poi adeguato e applicato al caso di uno sciame di robot, in cui tale gruppo deve essere in grado, attraverso una divisione in mini-gruppi, di elaborare i tempi di percorrenza di due percorsi di diversa lunghezza e scegliere quello più breve.

Appare dunque palese il richiamo al concetto di selezione dell'alternativa migliore utilizzato dalle formiche, ma Montes de Oca tenta di compiere un ulteriore passo: il suo scopo è quello di realizzare un meccanismo efficace, applicabile ad ambienti e sciame totalmente eterogenei, per il raggiungimento del consenso sull'opzione migliore tra le due disponibili.

All'interno di un gruppo, ogni individuo ha una opinione casuale di partenza sulla strada da percorrere (che supponiamo chiamarsi A o B), per cui il raggiungimento del consenso su una delle due alternative si può ottenere solo mediante comunicazioni dirette ed analisi ambientali. Come soluzione a questo problema, si sceglie dunque di dividere il gruppo in mini-gruppi, composti da tre individui selezionati a caso dal punto di partenza, in modo da ottenere sempre una maggioranza in seguito ad un confronto. Dunque, attraverso la semplice comunicazione della propria opinione, un gruppo può ottenere consenso su A o B, e percorrere la strada correlata; solo in seguito al raggiungimento dell'accordo, una squadra può incamminarsi dalla partenza. Pare dunque scontato rilevare che i mini-gruppi vengono, di volta in volta, formati solo da individui fermi alla partenza e in attesa di confrontare la propria opinione.

La grande innovazione portata da Montes de Oca, rispetto a tutti gli studi precedenti, è stata l'introduzione di una *latenza differenziale*: attraverso essa, gli individui di un mini-gruppo non cambiano opinione dal momento del raggiungimento del consenso (e quindi della loro partenza) fino al loro ritorno alla base, indipendentemente dal fatto che abbiano cambiato o meno il loro parere nel confronto iniziale. Un individuo è in fase di latenza se è all'interno di un gruppo e sta percorrendo una delle due strade, vale a dire se non è alla base. Dunque, in un certo istante,  $K$  mini-gruppi esplorano contemporaneamente l'ambiente, ognuno con la propria opinione collettiva, e risultano tutti latenti, poiché in viaggio lungo A o lungo B; questa concomitanza di gruppi e di pensieri differenti modella perfettamente la concorrenzialità tipica dei sistemi robotici collettivi.

Il concetto di latenza differenziale ed il modello ad esso legato sono alla base della determinazione del percorso migliore: infatti, misurando per quanto tempo rimane latente, un individuo riesce a capire quale sia stato il percorso più breve e tenderà nei confronti successivi a sostenere sempre la scelta migliore. Il modello si evolve semplicemente tramite i confronti tra singoli robot fino alla sua conclusione, per cui tutti i robot percorrono la stessa strada, indipendentemente dal gruppo in cui si trovano.

Montes de Oca sperimentò fisicamente il modello sopra descritto utilizzando 32 robot, di cui 16 ritengono A come il percorso più breve, mentre gli altri 16 preferiscono B; l'unica variabile dell'esperimento è il numero di squadre  $K$  presenti contemporaneamente nell'ambiente. Ebbene, in base al variare del solo  $K$ , si ottengono risultati molto differenti tra i vari esperimenti: come possiamo vedere in figura 4-6, vi è una leggera discrepanza tra i risultati statistici e quelli sperimentali, ma tuttavia si raggiunge più facilmente il consenso sul percorso più breve nei casi in cui nell'ambiente ci sono contemporaneamente 8 o al massimo 9 mini-gruppi.

$k$	Physics-Based Simulation		Monte Carlo Simulation	
	Probability	Avg. Team Formations	Probability	Avg. Team Formations
1	0.48	74.29	0.54	70.66
2	0.52	72.67	0.62	74.62
3	0.69	72.75	0.58	74.39
4	0.71	70.28	0.68	71.87
5	0.75	71.60	0.74	70.17
6	0.74	75.22	0.72	71.18
7	0.79	76.20	0.83	80.84
8	<b>0.86</b>	77.73	0.82	85.58
9	0.83	81.29	<b>0.86</b>	98.43
10	0.81	109.95	0.69	248.25

Figura 4.6: La probabilità di scegliere il percorso più breve nell'ambiente in funzione del numero  $K$  di mini-gruppi. Le probabilità più alte (rispettivamente per dati sperimentali e calcoli statistici) sono evidenziate in grassetto. Risultati basati su 100 diverse ripetizioni dell'esperimento per ogni valore di  $K$ .

Dunque, una scelta appropriata di  $K$  (e quindi della concorrenzialità del sistema) può fornire garanzie di raggiungimento del consenso sulla strada più breve, ma tuttavia a collettivi con un diverso numero di individui corrispondono diversi risultati. Il valore di  $K$  qui trovato non è un valore scalabile, ma richiede uno studio approfondito per ogni diversa caratteristica del sistema, o per un diverso collettivo.

Visti i risultati, Montes de Oca è giunto ad alcune interessanti conclusioni secondo le quali gli sciame di robot con minore concorrenzialità faticano ad analizzare e riconoscere i tempi di latenza, raggiungendo spesso il consenso sulla strada più lunga. Mentre, maggiore è il numero di squadre  $K$  utilizzate, maggiore sarà il tempo necessario al raggiungimento del consenso, abbassando però la qualità dell'informazione scambiata tra i pari.



### 4.2.3 Un breve riassunto

Tentiamo di cogliere i principali aspetti finora osservati in un breve riassunto: prima di tutto, notiamo come negli animali sia difficile osservare una comunicazione diretta, poiché essi riescono ad esprimere le proprie capacità organizzative pur avendo a disposizione solo una parte delle informazioni globali, garantendo quindi robustezza di fronte ad incertezze o cambi più o meno radicali nell'ambiente. Gli individui di un gruppo riescono a raggiungere lo scopo finale pur non avendo una mappa globale dell'ambiente o concordando un piano collettivo, esibendo quindi un livello di auto-organizzazione e flessibilità elevatissimo.

Dunque, l'auto-organizzazione tipica dei gruppi di insetti sociali nel prendere una decisione è senza dubbio la caratteristica di maggior interesse nel *mare magnum* della robotica collettiva, quella che più di ogni altra si cerca di cogliere e modellare al meglio; tuttavia a differenza dell'ambito animale, si è scelto di non ricorrere alla *stigmergia*, ma bensì all'interazione diretta tra singoli robot. Infatti, nei sistemi robotici, la comunicazione diretta tra robot, piuttosto che tramite intermediari, garantisce un feedback immediato per cui gli elementi del gruppo (o un sottoinsieme) possono rapidamente giungere al consenso. Inoltre, i sistemi basati sulla realizzazione di pseudo-feromoni si sono rivelati spesso inaffidabili, o addirittura molto costosi [12]. La comunicazione diretta permette invece di ottenere grandi risultati anche con robot semplici e non particolarmente avanzati, a patto che sia possibile interagire tra di loro senza fraintendimenti o incomprensioni. Pare dunque segnata la strada, almeno per quanto concerne la robotica, in cui si è scelto di prediligere un approccio basato sulla comunicazione diretta e sulla realizzazione di un fine esterno, non proveniente direttamente da una necessità del gruppo: sono queste le principali caratteristiche per cui uno sciame di robot si differenzia da un gruppo di insetti nell'ambito del raggiungimento del consenso.

Tuttavia, gli studi sul collective decision-making applicati alla robotica sono ancora nella loro fase primordiale: infatti, lo studio di Montes de Oca [12] prevede una scelta binaria, e non tra più possibilità, usando solo una minima quantità di robot. Egli stesso ritiene i modelli di presa di decisione collettiva come *un nuovo ed eccitante ambito di ricerca ove poter incrociare i campi della robotica collettiva e della fisica statistica*. Come il consensus achievement, anche la task allocation trova le sue origini nel comportamento dei gruppi di animali in natura.

## 4.3 Task allocation

Conclusa la panoramica sul raggiungimento del consenso, passiamo ora alla seconda tematica caratterizzante il collective decision making. La *task allocation* (o suddivisione del lavoro) è un comportamento collettivo esibito da un gruppo di robot che si ripartiscono autonomamente i diversi lavori disponibili. L'obiettivo di tale comportamento è la massimizzazione della performance del sistema permettendo agli individui stessi di scegliere quale compito eseguire in maniera dinamica, secondo un modello di ispirazione naturale. Gerkey e Matarić hanno provato a dare delle definizioni più formali sulla task allocation [13]: un *lavoro* è paragonabile ad una attività necessaria alla realizzazione dell'obiettivo globale del sistema. Un lavoro può ovviamente essere continuo nel tempo o discreto, cioè compiuto in diversi momenti, e può variare in lunghezza temporale, complessità e specificità.

Gerkey e Matarić rilevano anche che tutti i lavori devono essere tutti indipendenti tra di loro e l'esecuzione di un lavoro non può dipendere da un altro. Vedremo però in seguito come questa assunzione sia stata totalmente ribaltata negli studi più recenti [15] [16]. Nell'ambito di una rassegna particolarmente specifica, Gerkey e Matarić hanno inoltre distinto lungo tre assi ideali le diverse caratteristiche dei problemi di task allocation:

- a livello di individualità: robot single-task contro robot multi-task;
- a livello di problema: single-robot task contro multi-robot task;
- a livello di estensione temporale e di richiesta di risorse: problemi ad assegnamento istantaneo o problemi ad assegnazione estesa nel tempo;

Su tali assi è possibile realizzare, al netto della tecnologia futura, una attribuzione della difficoltà di un problema, dato un certo sistema. Ovviamente, i casi di studio basati sulla robotica che andremo ad analizzare nei paragrafi successivi tratteranno di robot multi-task per task multi-robot, quindi con una coordinazione difficile da gestire.

Tuttavia, prima di giungere a tali successive conclusioni, partiamo prima da una doverosa analisi dell'origine animale della task allocation.

### 4.3.1 La task allocation negli insetti sociali

Come per il consensus achievement, anche la task allocation trae la sua ispirazione da un comportamento collettivo manifestato da alcune specie di

insetti (formiche, mosche, api) in natura. Il singolo individuo, nel corso del tempo, non si dedica continuamente allo stesso lavoro, ma può variarlo a seconda delle necessità proprie o del gruppo. Inoltre, se il consensus achievement prevedeva il raggiungimento del consenso su una scelta riguardo un problema comune, allora la task allocation prevede la suddivisione del lavoro a seconda del volere collettivo: i comportamenti collettivi negli insetti sociali emergono sempre e solo da necessità esplicite del gruppo (fame, riparo, protezione) espresse tramite stimoli, non da una programmazione superiore. In questo risiede la principale differenza tra comportamento collettivo animale (spinto da istinti di sopravvivenza) e robotico (spinto a compiere lavori sperimentali o, in futuro, non adatti all'essere umano).

Tuttavia, esistono alcune sottili differenze tra il raggiungimento del consenso e la suddivisione del lavoro in ambito animale: infatti, il consensus achievement può essere raggiunto tramite o comunicazione diretta o stigmergia, e prevede un unico confronto generale per raggiungere il consenso. Una volta che lo si è ottenuto, il gruppo si comporta uniformemente come un unico collettivo. La task allocation invece è dettata da stimoli personali o di gruppo, spesso senza nessuna forma di comunicazione tra singoli (se uno stomaco brontola, non serve aspettare che sia qualcun altro a dire di andare in cerca di cibo), restando tuttavia probabile l'uso della stigmergia (ad esempio, vedendo che la riserva di cibo è finita). Inoltre, la task allocation non è un comportamento emergente in caso di contrasto di idee, ma è costante e permanente, poiché tale assegnazione viene effettuata di volta in volta a seconda delle modifiche ambientali o nel gruppo: c'è sempre necessità di individui che cerchino e procaccino del cibo, mentre altri invece si fanno carico di accumularlo nelle riserve, e così via.

Un importante studio esplorativo sull'utilizzo della suddivisione del lavoro è stato effettuato da Theraulaz, Bonabeau e Deneubourg nel 1998 [8]: il focus è stato posto sulla realizzazione di un nuovo modello della divisione del lavoro nelle società di insetti. Già Bonabeau, in un precedente studio, aveva basato il comportamento degli individui in un collettivo su un modello per cui ognuno rispondeva a certe esigenze di gruppo secondo variazioni dei livelli di soglia. Tuttavia, i modelli precedenti risultavano poco robusti, semplicistici, basati su brevi periodi di tempo e, soprattutto, non fornivano risposte al problema della task allocation nel gruppo, limitandosi ad attribuire la specializzazione in un certo lavoro alla casta di appartenenza. Questi primi rudimentali studi hanno aperto le porte ad analisi più approfondite,

pur sempre basate su un modello a soglie, sia per gli individui che per i lavori da svolgere.

Pare chiaro il riferimento al paragrafo 4.1, in cui si introducevano le macchine a stati finiti probabilistiche in cui un individuo aveva una certa probabilità di transitare da uno stato A ad uno B; tale cambiamento era strettamente dipendente dai valori di stimolo e di soglia validi in un certo momento. Così, per certi versi, possiamo assimilare anche gli insetti sociali (ed in seguito i robot) a delle PFSM naturali.

Dunque, pur ereditando la scelta di basare lo studio su un modello a soglie, Theraulaz ebbe la felice intuizione di considerare le soglie associate agli individui non come fisse, ma variabili nel tempo, secondo un semplice processo di rafforzamento: una soglia decresce quando un lavoro viene compiuto, aumenta se invece non viene eseguito. Per meglio spiegare, un individuo intraprende un nuovo lavoro solo se lo stimolo associato oltrepassa la sua soglia, che viene dunque abbassata. Ciò comporta che un individuo abbia una soglia di risposta bassissima per lavori in cui è specializzato (cioè cui dedica la maggior parte del suo tempo), mentre abbia soglie alte per lavori che effettua di rado (ad un'alta soglia, corrispondono stimoli altissimi, cosa che porta un individuo ad abbandonare il proprio lavoro solo in casi eccezionali). Le altre conseguenze sono che un lavoro già eseguito da tanti individui ha dunque uno stimolo bassissimo, mentre un lavoro urgente o con pochi individui all'opera ha stimoli altissimi poiché è necessario svolgerlo immediatamente.

Theraulaz verificò questo modello tramite degli esperimenti: definita  $\theta_{ij}$  come la soglia che l'individuo  $i$  possiede rispetto agli stimoli del compito  $j$ , un individuo  $i$  si dice specializzato nel lavoro  $j$  se la sua soglia di risposta  $\theta_{ij}$  è bassa o prossima allo zero. Nei grafici in figura 4-7, è possibile vedere la dinamica delle diverse soglie di risposta  $\theta_{ij}$ , in base ai valori iniziali di soglia assegnati ad ogni individuo: analizzando i valori di  $\theta_{ij}$  rappresentati, possiamo intuire quali individui siano specializzati nei diversi lavori, e come queste specializzazioni possano variare a seconda delle soglie di partenza. Ovviamente, i diversi valori di soglia subiranno modifiche nel primo periodo di tempo, andando poi a stabilizzarsi e andando verso valori minimi ( $\theta_{ij} = 0$ ) o valori massimi ( $\theta_{ij} = 1000$ ).

Dunque, nella figura (a) possiamo vedere come, per un valore di partenza fisso per tutti, sia necessario aspettare un lasso di tempo pari a circa  $t = 500$  per verificare le prime specializzazioni. In figura (b), invece, i valori di partenza di  $\theta_{ij}$  sono casuali, per cui otteniamo subito le prime specializzazio-

ni, ma porta anche un individuo a dividersi equamente tra entrambi i lavori ( $\theta_{11}$  e  $\theta_{12}$  sono entrambi a zero). Pare dunque immediato capire che, nel caso ideale rappresentato in figura (a) si massimizzano le prestazioni arrivando ad una specializzazione di tutti gli individui, mentre nel caso più generale della figura (b), le specializzazioni e le prestazioni finali dipendano essenzialmente dalle condizioni iniziali; infatti, gli individui con un basso valore di partenza  $\theta_{ij}$  tendono a specializzarsi subito nel lavoro  $j$ . Tali assunzioni valgono anche per esperimenti effettuati con un maggior numero di individui e di lavori da compiere, palesando quindi la dipendenza della suddivisione del lavoro dall'ambiente e dalle caratteristiche degli individui del gruppo.

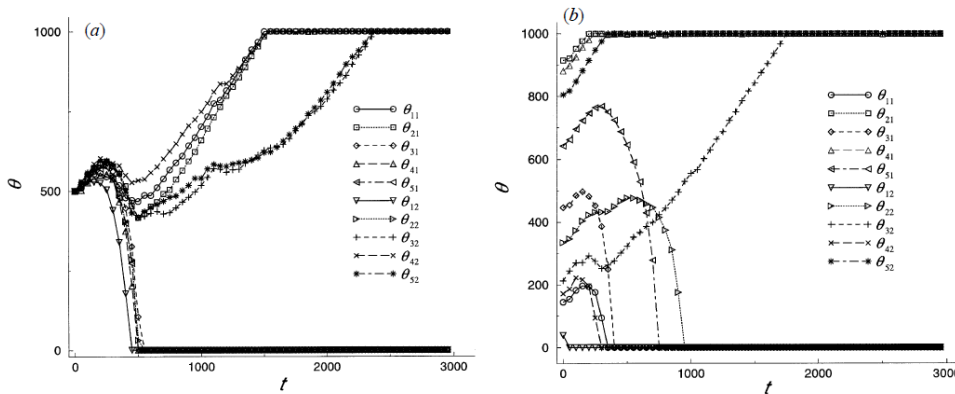


Figura 4.7: La variazione delle soglie di risposta, per un gruppo di  $N = 5$  individui e  $m = 2$  compiti. Condizioni iniziali:  $\forall i \in \{1, \dots, N\}, \forall j \in \{1, \dots, m\}$ ; Ad esempio,  $\theta_{21}$  è la soglia di risposta dell'individuo 2 al lavoro 1. In (a)  $\theta_{ij}(t=0) = 500$ . Gli individui 3, 4 e 5 sono specialisti del lavoro 1, gli individui 1 e 2 del lavoro 2. (b) ad ogni individuo è assegnato un valore casuale di partenza per  $\theta_{ij}$  tra 1 e 999. Sotto queste condizioni, gli individui 1, 3 e 5 diventano specialisti del lavoro 1, gli individui 1, 2 e 4 del lavoro 2; l'individuo 1 è specialista di entrambi i lavori.

Una volta messa in chiaro l'abilità del gruppo nel suddividersi i lavori, Theraulaz ha messo in evidenza anche la capacità di una colonia di vespe di adattarsi ai cambiamenti nel collettivo: così, ha indagato su come lo sciame potesse reagisce alla rimozione degli addetti al compito 1 per un tempo  $T$ , al termine del quale vengono poi reinseriti in gruppo. Dunque, secondo le previsioni dello studio, rimuovendo tutti gli individui con un  $\theta_{i1}$  basso, gli altri individui, che in precedenza avevano valori alti di  $\theta_{i1}$ , saranno soggetti a stimoli associati al lavoro 1 sempre più forti, fino al punto in cui inizieranno ad eseguirlo, abbassando la loro soglia progressivamente. Vengono definiti

$N_n$  come il numero di individui che passano da un valore alto ad un valore basso di  $\theta_{i1}$  e  $N_f$  come il numero di individui appartenenti a  $N_n$  che restano specialisti del task 1 anche dopo la reintroduzione dei vecchi specialisti.

Esperimenti basati su sciami di 100 vespe reali, in cui sono stati rimossi 50 specialisti nel lavoro 1, hanno portato ai seguenti risultati, riassunti in figura 4-8: per piccoli valori di  $T$  (indicativamente per un tempo  $T < 1700$ ) non c'è pressoché nessuna variazione nel comportamento del gruppo, e solo pochi individui si sostituiscono, specializzandosi nel task 1 per il tempo  $T$ , ma ritornando ai propri lavori al ritorno dei vecchi specialisti. Per valori di  $T$  più ampi ( $1700 < T < 3700$ ), invece,  $N_n$  aumenta, ma non  $N_f$ : infatti, il reintegro degli individui specializzati nel task 1 avviene in tempi piuttosto brevi, e questo fa sì che i neo-specializzati ritornino alle loro attività originarie, poiché il loro valore di  $\theta_{i1}$  si è abbassato, ma non al livello dei reintegrati. Infine, per valori molto grandi di  $T$  (per  $T > 3700$  circa), oltre ad  $N_n$  cresce anche  $N_f$ , poiché, al momento del reinserimento, gli specialisti hanno ormai rimosso come svolgere il compito 1, riadattandosi e dedicandosi, nel caso, ad altri lavori.

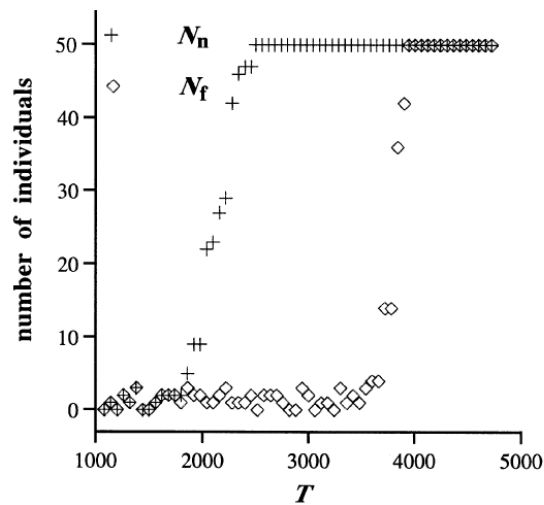


Figura 4.8:  $N_n$  è il numero di individui caratterizzati da un  $\theta_{i1} > 900$  prima della rimozione e con  $\theta_{i1} < 100$  al momento della reintroduzione degli specialisti;  $N_f$  è il numero di individui, inizialmente appartenenti a  $N_n$  che rimangono specialisti del task 1 ( $\theta_{i1} < 100$ ) anche molto tempo dopo la reintroduzione dei vecchi specialisti. I valori di  $N_n$  e  $N_f$  rispetto al tempo di rimozione  $T$ .  $N = 100$  individui, vengono rimossi 50 specialisti del task 1 in  $T = 0$ .

Dunque, sono stati esposti due diversi comportamenti associati alla gestione del lavoro esistenti nei gruppi di insetti sociali: la suddivisione del lavoro (con eventuale specializzazione) e l'adattamento alle modifiche strutturali, con conseguente nuova suddivisione del lavoro. Prima di tutto, abbiamo rilevato come anche la task allocation, all'interno di uno sciame, sia un comportamento totalmente auto-organizzato, autonomo e, in qualche modo, automatico: non serve un'entità superiore che impartisca comandi su chi debba fare cosa, gli individui sono in grado di capire in maniera naturale se un compito viene trascurato.

È stato mostrato come il modello delle PFSM di cui al paragrafo 4.1 sia alla base del modello a soglie variabili proposto da Theraulaz, e vedremo che risulterà valido anche per gli sciame di robot. Inoltre, è stata presa in considerazione anche la specializzazione, cioè la proprietà per cui un certo individuo compie un task per così tanto tempo da essere in grado di impararlo e svolgerlo in maniera costante. Tale meccanismo è alla base della suddivisione in caste all'interno di uno sciame, e verrà ampiamente utilizzato nell'ambito della robotica collettiva, come vedremo tra poco. Infine, abbiamo visto come gli insetti siano in grado di abbandonare la propria specializzazione per sopperire alla mancanza di individui dedicati ad un altro task complementare, del quale diventeranno nuovi specialisti con il passare del tempo: anche questo comportamento è stato trasposto, con due interessanti studi, alla robotica.

L'esperimento di Theraulaz ha dunque aperto le porte allo studio della task allocation negli sciame di robot, nei quali si cerca di implementare al meglio questi comportamenti.

### **4.3.2 Task allocation e task partitioning negli sciame di robot**

Come già detto anche per il consensus achievement, si è cercato di cogliere i principali aspetti del task allocation in ambito animale; tuttavia, a differenza del caso precedente, gli esperimenti non ambiscono più al semplice consenso, che una volta raggiunto fa sì che il sistema esibisca un comportamento collettivo costante e invariabile, ma tuttavia si cerca di modellare i collettivi di robot nell'insieme dei compiti assegnati in modo da poterli gestire idealmente per un tempo infinito, pur cambiando le opinioni degli individui (cioè se, ad esempio, passano dal task 1 al task 3).

Come per il consensus achievement, i primi studi su robot reali sono stati effettuati non più di un decennio fa, e per meglio collegare entrambi gli argomenti, prendiamo in esame anche qui uno studio che si basa sul modello di comportamento dei gruppi di formiche. In precedenza abbiamo mostrato come Montes de Oca, basandosi su tale modello, abbia cercato di far raggiungere il consenso sulla scelta migliore in un gruppo di robot [12], ora riportiamo uno studio di Labella in cui si cerca di riprodurre in un collettivo di robot la suddivisione del lavoro tipica delle formiche in caccia [14].

Dunque, Labella sceglie di modellare in uno sciame di robot il comportamento delle formiche alla ricerca di prede: pertanto, prende in considerazione un gruppo di  $N$  individui che esplora l'ambiente in cerca di prede da portare al rifugio. Il sistema prevede l'accumulo di riserve (tramite la raccolta delle prede, ed ogni individuo è in grado di trasportare al rifugio la sua preda) e il loro dispendio (tramite gli sforzi prodotti per la ricerca ed il trasporto prede); serve dunque trovare il giusto bilanciamento tra accumulo e spreco di energie, valutando le performance del sistema a seconda del numero  $X$  di robot in esplorazione, poiché per  $X$  troppo elevati, ci sarebbe uno spreco non sostenibile che porterebbe allo spegnimento del collettivo, mentre per  $X$  troppo bassi non si accumulerebbero abbastanza riserve, portando nuovamente allo spegnimento dei robot.

La suddivisione del lavoro tra gli individui risulta fondamentale nel reperimento del valore ottimale di  $X$ : infatti, per  $X$  individui in cerca di cibo, gli altri  $N - X$  saranno nel nido a gestire le riserve, riducendo quindi il consumo collettivo. Gli  $X$  individui addetti alla ricerca delle prede saranno quelli caratterizzati da un valore di probabilità  $P_i$  più elevata, che cresce di un coefficiente  $\Delta$  per ogni preda catturata con successo e decresce sempre di  $\Delta$  in caso di fallimento.  $P_i$ , più in generale, rappresenta la probabilità associata ad un individuo di uscire dal nido, e quindi la sua abilità predatoria. Ancora una volta, si ricorre all'uso di robot piuttosto semplici, che però non comunicano direttamente: infatti, ogni individuo è in grado di comportarsi autonomamente a seconda del proprio valore di  $P_i$ , per cui è in grado di auto-gestirsi e comprendere se il lavoro cui dedicarsi è la caccia o la sorveglianza del nido. Pertanto, come osservato in natura, gli individui sono in grado di comunicare indirettamente, semplicemente tramite rilevazioni nelle modifiche ambientali, e manifestano una prima, basilare forma di specializzazione.

La task allocation è dunque il mezzo tramite cui gli individui possono auto-organizzarsi e raggiungere il massimo grado di efficienza. Per quanto



apparentemente semplice, il modello appena esposto è in grado di funzionare. Nel tentativo di realizzare un parallelo con il mondo animale studiato da Theraulaz, possiamo immaginare la probabilità  $P_l$  legata ad ogni individuo come la soglia che indica la specializzazione in uno dei due lavori principali.

Labella ha poi attuato tale modello su robot reali, per testare gli effetti dell'adattamento individuale nel gruppo, giungendo ad importanti conclusioni. In figura 4-9 infatti, viene rappresentata la distribuzione della probabilità  $P_l$  rispetto al tempo  $t$  trascorso dall'inizio dell'esperimento: si osserva facilmente che il valore finale di  $X$  deve essere relativamente basso per ottenere il risultato ottimale, approssimativamente intorno al 20-25% della popolazione.

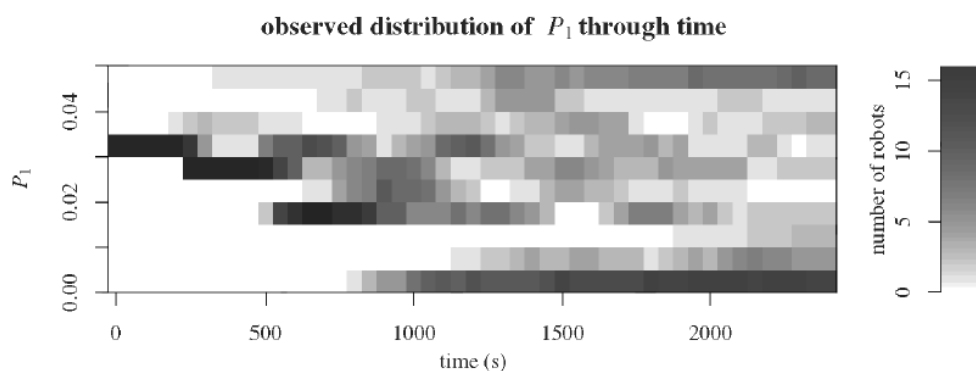


Figura 4.9: Dinamica della distribuzione del valore di  $P_l$  nei robot. Tanto più è scura una cella in  $(t, P_l)$ , tanti più robot hanno quel valore di  $P_l$  all'istante  $t$ . A destra un indice sulla scurezza.

Per  $t < 1000$  secondi, quasi tutti gli individui hanno approssimativamente lo stesso valore intermedio di  $P_l$ ; per  $1000 < t < 1600$  c'è un deciso aumento degli individui con valori bassi di  $P_l$ , che quindi si stanno specializzando nella gestione delle riserve. Infine, per  $t > 1600$  secondi, vi è un incremento dei robot con un valore alto di  $P_l$  (quindi specializzati nell'arte predatoria), ma che saranno tuttavia in numero minore rispetto a quelli con basso  $P_l$ .

Effettuando una sintesi più semplice, possiamo osservare come i robot non si specializzino immediatamente, ma esplorino l'ambiente, andando avanti con le risorse iniziali; in seguito, si osserva la prima specializzazione degli individui che, non abili nella caccia, si rifugiano nel nido. Infine, vediamo come tra gli individui non ancora specializzati, emergano alcuni più abili che si dedicano quasi esclusivamente alla caccia; è da notare come, dopo circa

2000 secondi, nessun individuo abbia il valore intermedio, ma siano tutti o specializzati, o molto prossimi alla specializzazione.

Questo meccanismo di adattamento è basato essenzialmente sul successo o sul fallimento del singolo, e pertanto pare corretto permettere di cacciare solo agli individui con la più alta probabilità di successo, nel tentativo di aumentare l'efficienza del collettivo e di migliorarne le condizioni di vita. È stata dunque catturata l'essenza auto-organizzativa propria degli animali sociali con risultati piuttosto soddisfacenti, ma tale studio ha coinvolto robot che, col passare del tempo, hanno assunto una specializzazione senza più modificarla, mentre gli insetti sono in grado di modificare i propri usi in base a modifiche ambientali o sociali. Il passaggio successivo è quindi quello di considerare una colonia di individui in grado di cambiare dinamicamente il proprio lavoro a seconda delle necessità del collettivo.

Analisi su modifiche dinamiche del comportamento e sulla gestione più completa e complessa della task allocation sono state effettuate nei successivi anni da Pini, del quale analizziamo due studi: il primo si focalizza sulla suddivisione del lavoro come metodo per ridurre i problemi di interferenza o di tamponamenti tra gli elementi di un gruppo [15], il secondo sfrutta quanto trovato nel primo nel tentativo di definire una strategia adattativa per la ripartizione dei compiti [16].

Nel primo dei due studi considerati, Pini indaga su come le interferenze e gli incroci di traiettoria possano impattare sulle prestazioni di un sistema, specie nel caso in cui vengano utilizzati un gran numero di individui in uno spazio ristretto; tale problema viene applicato, come in Labella, in un sistema di rifornimento degli animali, che da un ambiente circoscritto prelevano delle prede e le trasportano nel loro rifugio. L'intuizione di Pini fu quella di analizzare se, con un'adeguata suddivisione del lavoro (caccia e trasporto del cibo del nido) in un ambiente di studio ristretto, si potesse far specializzare gli individui in un certo lavoro limitandoli in una frazione dello spazio, in modo da suddividere le aree di competenza, ridurre le interferenze e manifestare un comportamento collettivo ancora più avanzato. Dunque, basandosi su tale filosofia *divide et impera*, Pini ha considerato un sistema composto da robot eterogenei in due ambienti diversi ma con stessa area: il primo prevede uno spazio più largo, il secondo uno più stretto, con diversa lunghezza. La scelta di effettuare esperimenti in due ambienti diversi è stata presa per verificare se la task allocation genera una maggior performance del sistema sia per ambienti normali che per ambienti con una dimensione molto ridotta.

Entrambi gli ambienti sono divisi in tre settori: uno di caccia, dove transita solo chi va in cerca di prede, uno corrispondente al rifugio, dove gli addetti al trasporto depositano i viveri, ed infine un'area mista dove avviene il passaggio della preda tra i due simili con compiti diversi. All'istante iniziale, tutti gli individui sono rilasciati nella zona di caccia, e a tutti è assegnato il compito di cacciare le prede. Tuttavia, il primo problema sorge dall'analisi dei lavori: se con Labella i due lavori in esame erano scorrelati (chi predava il cibo lo portava automaticamente al nido), qui abbiamo due compiti dipendenti tra loro: un gruppo di robot preleverà le prede, mentre un altro gruppo li porterà presso il rifugio. La sequenzialità del lavoro va in contrasto con quanto asserito agli albori da Gerkey e Mataric, ad ulteriore riprova dello sviluppo delle idee e delle novità man mano introdotte nell'argomento. Pertanto, senza prede catturate, potrebbe non esserci bisogno di alcun trasportatore di cibo, mentre se molti individui catturano una preda, potrebbero non bastare i trasportatori presenti. Si rende quindi necessaria una suddivisione del lavoro dinamica, variabile quindi a seconda di come si sta comportando il gruppo. Questo tipo di suddivisione, detto "*a catena di secchi*", può garantire migliori prestazioni di sistema a fronte di interferenze a livelli altrimenti inaccettabili.

Quando i due lavori da assegnare sono interdipendenti tra loro, si parla di *task partitioning* (partizione del lavoro) piuttosto che di task allocation. La differenza tra i due concetti è molto sottile, per cui si parla di allocazione quando i lavori da eseguire sono scorrelati tra loro (come per Gerkey e Mataric), mentre si parla di partizione quando si suddividono tra gli individui i *subtask* di un unico macro-lavoro. Per meglio comprendere la differenza segnalata tra lavoro e subtask, analizziamo la figura 4-10. Un lavoro  $\Phi$  può essere compiuto in due modi: integralmente (rinunciando al task partitioning) o ripartito in due subtask  $\phi_1$  e  $\phi_2$ . Lo scopo di questo studio è verificare in quali frangenti, tra i casi rappresentati, è preferibile ricorrere al task partitioning ed in quali invece conviene compiere integralmente il lavoro. Il confronto tra i diversi tempi di esecuzione sarà invece oggetto del prossimo studio [16]. Come la task allocation, anche il task partitioning è un modello totalmente distribuito e decentralizzato, basato su percezioni proprie e locali e che non richiede comunicazioni esplicite tra i robot. Ovviamente, cacciare e stipare il cibo sono da considerarsi due subtask concorrenti di un unico lavoro, il foraggiamento del gruppo; sulla scelta tra queste due vie si basa questo studio.

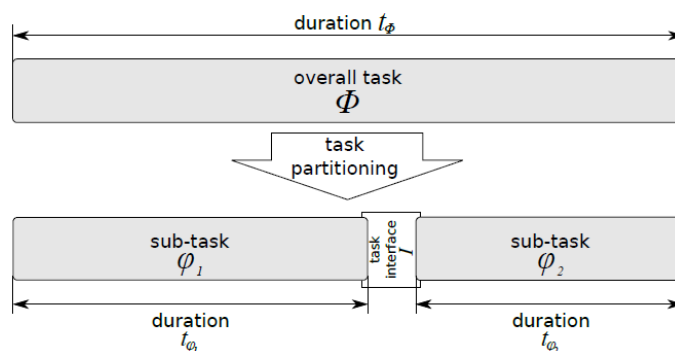


Figura 4.10: Rappresentazione del task partitioning. Un lavoro  $\Phi$ , che richiede un tempo di esecuzione  $t_\Phi$ , è diviso nella sequenza di due subtask  $\phi_1$  e  $\phi_2$ , che hanno rispettivamente tempi di esecuzione  $t_{\phi_1}$  e  $t_{\phi_2}$ . I due subtask sono legati tra loro da un'interfaccia  $I$ , che può essere legato a dinamiche di interazione tra individui che eseguono i due task. In generale,  $t_{\phi_1} \neq t_{\phi_2}$ .

Il principale problema nella gestione del gruppo è la collaborazione nella zona mista: infatti, senza la definizione di un comportamento collettivo ben formato, si possono palesare casi in cui individui attendono il proprio collega, dedicato all'altro task, per un tempo infinito. Dunque, si è reso necessario definire, nuovamente, un modello risolutivo basato su soglie: ogni individuo, in attesa del collega, tiene traccia del tempo di attesa  $t_w$ ; nel caso in cui tale valore supera una soglia  $\Theta$ , cambia automaticamente compito. Tuttavia, la soglia  $\Theta$  non è prefissata, dunque la sua determinazione deriva da un'attenta analisi dell'ambiente e dei simili. Dalla scelta di  $\Theta$  deriva anche il tempo di esecuzione di un certo compito, pertanto bisogna avere cura di definirla non troppo bassa (per cui gli individui cambiano quasi automaticamente lavoro, eliminando di fatto la suddivisione) o eccessivamente elevata (per cui i tempi di attesa si protraggono troppo a lungo).

L'obiettivo dello studio è di verificare se davvero la task allocation aiuta a ridurre le interferenze: gli esperimenti sono stati quindi condotti sia con la suddivisione del lavoro che senza (con individui che, come in Labella, portano da soli le prede nel rifugio), in entrambi gli ambienti sopra descritti. Per misurare la performance del collettivo, si definisce l'efficienza individuale  $I_{eff}$  come il rapporto tra il numero di prede raccolte  $P$  ed il numero di individui nel gruppo  $N$ . I risultati raccolti da Pini sono esposti nei grafici in figura 4-11, che rappresentano la prestazione collettiva  $P$  e l'efficienza individuale in caso di ripartizione del lavoro (o meno) in entrambi gli ambienti.

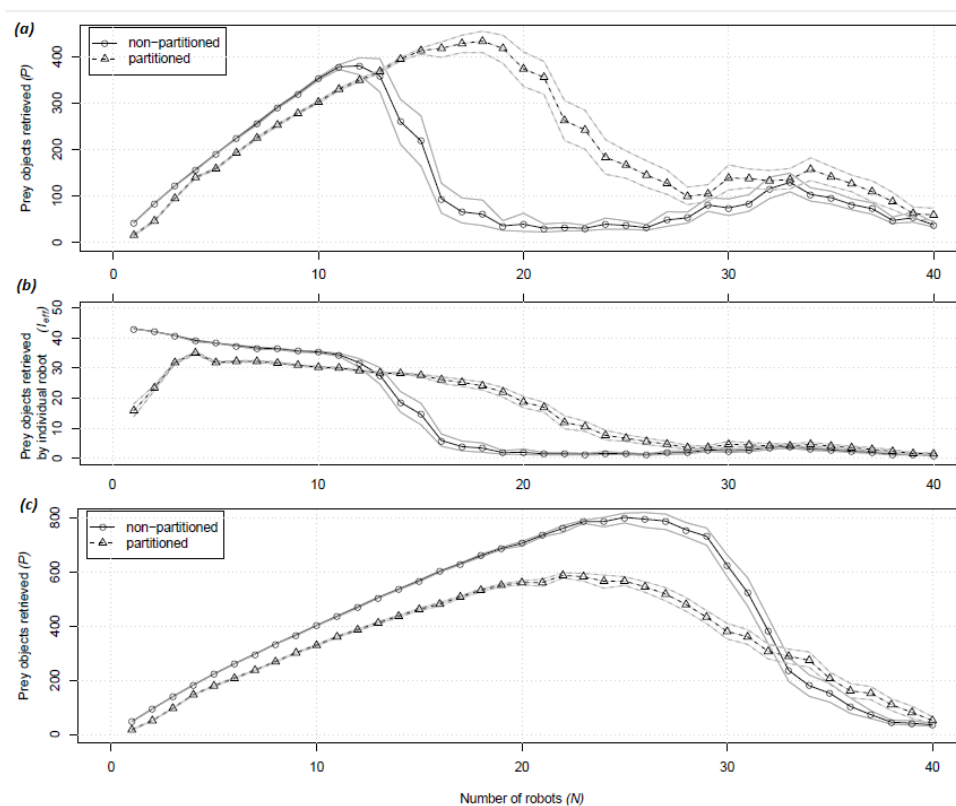


Figura 4.11: Il numero di prede catturate (a) e l'efficienza individuale (b) in base al numero di robot  $N$ , nel caso di ambiente stretto. (c) indica invece il numero di prede catturate in base al numero di robot  $N$  nel caso di ambiente largo. Sono rappresentati sia il caso con la ripartizione del lavoro che quello senza alcuna forma di task partitioning.

Analizzando i grafici (a) e (b) in figura, basati sull'ambiente stretto, vediamo come la strategia di non porzionamento, per  $N < 13$ , sia leggermente più efficace rispetto alla sua antagonista, tuttavia per valori di  $N > 13$  la strategia di partizionamento paga, fornendo prestazioni decisamente migliori per quanto riguarda sia il numero di prede catturate che di efficienza individuale. Quindi, pare evidente che la scelta della ripartizione del lavoro paghi per gruppi più ampi di individui, garantendo scalabilità e minori interferenze.

Per l'ambiente più largo rappresentato in figura (c), invece, si nota che per  $N < 33$ , la ripartizione genera performance peggiori, mentre per gruppi con più individui, il sistema collassa e fornisce prestazioni scarse in entrambi i casi.

In conclusione, pare evidente come la suddivisione del lavoro sia un com-

portamento auspicabile in ambienti difficili o ristretti, ed è ottenibile mediante un'adeguata costruzione di un modello a soglie dinamiche. La grande innovazione suggerita da questo studio è la considerazione della task allocation non solo come metodo per ottenere comportamenti collettivi più complessi e sviluppati, ma anche come metodo per migliorare le performance di un sistema di robot. Infatti, seguendo il modello degli insetti, i robot intuiscono se si rende necessario cambiare lavoro semplicemente analizzando il proprio tempo di attesa: un intacco della performance individuale comporta un danno anche a livello collettivo.

L'ultimo studio, sempre effettuato da Pini, si basa sulla stessa filosofia: l'analisi auto-organizzata da parte di un collettivo di robot sull'utilizzo o meno della task partitioning per affrontare un problema. Tale studio si basa su un ambiente, leggermente diverso dal precedente, che prevede quattro zone: una di caccia, una di rifugio, un luogo comune tra le due zone ove scambiarsi le prede (in caso di partizione dei task) e un corridoio che collega zona di caccia e zona del rifugio (nel caso in cui un individuo scelga di non ricorrere al task partitioning). Il passo ulteriore che si tenta di fare è di permettere al collettivo stesso di scegliere se utilizzare la partizione del lavoro, e non più allo sviluppatore, in maniera totalmente adattativa. Vale a dire, la decisione di effettuare la partizione avviene "istante per istante", per cui ad una variazione dei parametri ambientali potrebbe corrispondere una variazione del comportamento assunto dal gruppo.

L'esperimento è stato realizzato in un ambiente simile a quello in figura 4-12.

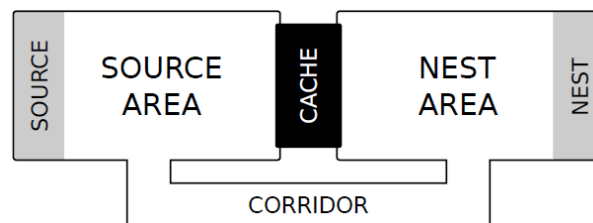


Figura 4.12: Rappresentazione concettuale dell'ambiente usato nell'esperimento per studiare il task partitioning: l'ambiente è diviso in due aree (una di caccia e una dedicata al nido), separate da una zona di cache dove avviene lo scambio delle prede tra individui addetti ai due subtask. Gli individui non possono attraversare la zona di cache, e lì attendono di poter interagire col proprio simile, dalla cui interazione dipende il delay  $D$ . Il corridoio è usato dagli individui che non effettuano task partitioning.

Tutti gli individui collaborano alla realizzazione di un lavoro  $\Phi_{foraggio}$ , che prevede la caccia di prede e il loro raccoglimento nel rifugio; il modo alternativo per realizzare tale lavoro è la suddivisione in due subtask,  $\phi_{caccia}$  e  $\phi_{riserva}$ . Un individuo determina autonomamente se effettuare task partitioning (uno tra  $\phi_{caccia}$  e  $\phi_{riserva}$ ) o meno ( $\Phi_{foraggio}$ ) in base alla propria percezione sui tempi di esecuzione e a seconda dei costi rilevati nell'esecuzione del (sub)task; inoltre, nel caso in cui opti per la partizione, un singolo svolgerà un solo subtask tra i due a scelta. Terminata l'esecuzione, il robot deciderà di nuovo quale delle due strategie utilizzare.

Tuttavia, i costi assegnati all'esecuzione di un certo task sono da imputare non solo ai tempi di esecuzione  $t_{\Phi_{foraggio}}$ ,  $t_{\phi_{caccia}}$  o  $t_{\phi_{riserva}}$ , ma anche da quanto bene gli altri robot stiano performing l'altro task. Il ritardo manifestato nell'interazione tra i robot impiegati in subtask diversi è rappresentato nella figura 4-10 come Task Interface: è questo *delay* la vera discriminante nella scelta tra task partitioning o meno. Infatti, un'interazione rapida e con pochi ritardi garantirebbe tempi di esecuzione più brevi, ma se il ritardo diventa particolarmente esteso, pare chiaro che la scelta migliore sia quella di svolgere il lavoro per intero. Nel confronto dei tempi di esecuzione, quindi, non basta verificare che la somma dei tempi  $t_{\phi_1}$  e  $t_{\phi_2}$  dei due subtask sia minore di quello  $t_{\Phi}$ : nel caso dei subtask va tenuto conto anche del delay  $D$ , dovuto essenzialmente a quanto bene i robot divisi nei due task si relazionino tra loro. Pare dunque evidente che il modello di adattatività proposto si basi su quanto possa variare il valore del delay  $D$ .

Per verificare il metodo adattativo del collettivo, vengono utilizzate entrambe le metodologie previste ed applicate a tutto il gruppo. Così vengono testate 9 differenti impostazioni, in cui variano solo i valori del delay  $D$ , che parte da un minimo di 0s aumentando di 25s ad ogni step, fino ad arrivare ad un massimo di 200s. I valori finali sono decisamente più alti del tempo di percorrenza del corridoio, per cui pare evidente che la scelta tra partizione o meno deve avvenire in base al valore del delay.

La figura 4-13 fornisce un sommario delle strategie utilizzate dal collettivo utilizzando il metodo adattativo per i diversi valori del tempo di interazione  $D$ . Gli individui partono con un valore di  $D$  pari a 0, per cui quasi tutto il gruppo utilizzerà la partizione e si dividerà equamente nelle due zone. Con l'aumentare del valore di  $D$ , mano a mano sempre più individui rinunceranno alla partizione, intraprendendo l'attività solitaria e percorrendo invece il corridoio. Per valori molto alti di  $D$ , si può dunque vedere come molti individui

( $\simeq 75\%$ ) preferiscano dedicarsi a  $\Phi_{foraggio}$  piuttosto che ad una ripartizione del lavoro ormai lenta e poco performante.

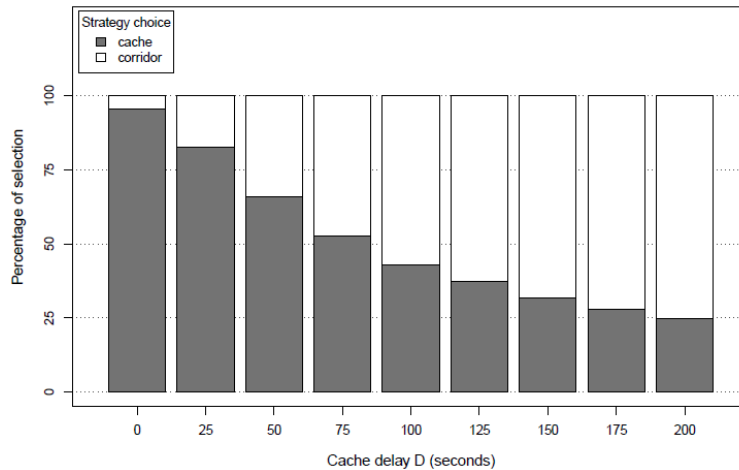


Figura 4.13: La strategia esibita dai robot, usando il metodo adattativo, per i diversi valori del ritardo  $D$ . Ogni barra riporta, per ogni valore assunto da  $D$ , la percentuale degli individui che hanno utilizzato la partizione (barra grigia) o meno (barra bianca). Esperimenti ottenuti su 50 diverse ripetizioni.

Attraverso la variazione del tempo di interazione  $D$  tra due individui addetti ai due subtask, è dunque possibile far trasparire il carattere adattativo degli individui alle condizioni ambientali, in base alle quali viene effettuata la scelta migliore. La percezione dei tempi di attesa induce un individuo a prendere una decisione dinamica, non prestabilita, per cui si ottiene un metodo adattativo come desiderato. Tuttavia non tutti gli individui, anche per ritardi molto ampi, hanno rinunciato alla partizione, suggerendo che il collettivo non assuma mai in blocco uno stesso comportamento. Infatti, come vedremo a breve, un comportamento *ibrido* permetterà al sistema di garantire flessibilità alle variazioni dell'ambiente e del gruppo.

Un'ulteriore analisi di questo studio si concentra sulla scalabilità: si prendono in considerazione le performance dello sciame per un diverso numero di robot ad esso appartenenti, a partire da 6 fino ad un massimo di 30, per valori di  $D = 25$  e per  $D = 50$ . In figura 4-14, vediamo di quanto varia l'efficienza individuale (cioè il numero di prede catturate nel tempo per individuo) a seconda del numero di robot, considerando la (non-)partizione applicata a tutto il sistema: il metodo di partizione è il più efficace per un



basso numero di robot, ma tende a calare in prestazioni all'aumentare degli individui (oltre che all'aumentare di  $D$ ). La non-partizione, per  $D = 25s$ , è poco performante indipendentemente dal numero di robot, mentre per  $D = 50s$ , garantisce migliori risultati a fronte di un aumento degli individui.

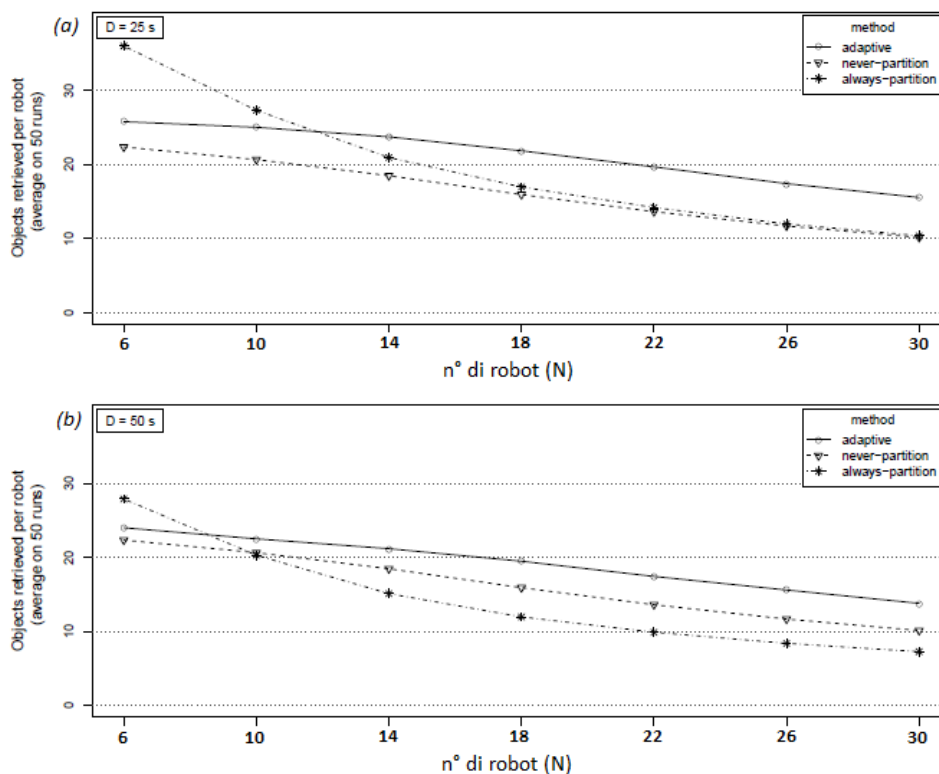


Figura 4.14: Risultati sulla scalabilità per  $D = 25s$  (a) e per  $D = 50s$  (b). I grafici riportano, per ognuno dei tre metodi (adattativo, non partizione, partizione, la performance individuale media in base al numero dei robot nello sciame. Esperimenti ottenuti su 50 diverse ripetizioni.

La strategia adattativa risulta invece quella che meglio si adatta ai diversi valori di  $D$  e dei robot nello sciame: infatti, dedicandosi a compiti diversi contemporaneamente (qualcuno si dedica solo a  $\Phi_{foraggio}$ , altri si dividono tra  $\phi_{caccia}$  e  $\phi_{rifugio}$ ) gli individui garantiscono maggior malleabilità, permettendo al gruppo di adattarsi al meglio a fronte di modifiche nei tempi di interazione  $D$  o in base a quanti robot ci siano nel gruppo. Oltre a questo, tale suddivisione permette di aggirare il problema dell'interferenza e dell'af-

follamento, generando così migliori performance, rispetto ad un gruppo che applica partizione o non-partizione a tutti gli individui.

Come abbiamo visto, dividendo compiti più o meno complessi all'interno di un gruppo, esso non solo manifesta comportamenti specifici, ma è in grado di adattarsi totalmente in base alla percezione dell'ambiente e delle interazioni. Inoltre, abbiamo visto come una suddivisione [14] o una ripartizione [15] del lavoro applicata a tutti gli individui non generi sempre benefici, necessitando quindi di un meccanismo auto-valutativo per valutare chi e quanti individui debbano ripartire il lavoro o i compiti [16].

Tuttavia questi studi sono solamente al loro stadio iniziale, infatti ancora non sono stati analizzati ad esempio casi con più di due subtask, oppure dove la scissione di un lavoro in subtask viene effettuata dagli individui stessi, e non dal progettista come nei casi esposti.

### 4.3.3 Un breve riassunto

Chiudiamo la disamina sulla task allocation con un nuovo riassunto, realizzato alla stregua di quello sul consensus achievement. La task allocation è un comportamento protratto nel tempo e modificabile dinamicamente, per cui un individuo o un sottogruppo possono cambiare il lavoro in esecuzione, a differenza del raggiungimento del consenso, che richiede un accordo da raggiungere nel più breve tempo possibile e per cui tutti i membri del gruppo devono mostrare la stessa identica scelta concordata.

Partendo dagli animali sociali, abbiamo visto come essi tendano spesso a dividere internamente al gruppo i lavori da svolgere, variandoli a seconda delle necessità individuali o del collettivo. Come nel consensus achievement, anche qui non c'è bisogno di comunicazione diretta tra i singoli per ottenere risultati efficaci, poiché essi riescono ad intuire cosa è meglio fare autonomamente, in base alle proprie soglie e a quanto sia urgente un task. L'idea della suddivisione in caste citata da Theraulaz [8] pare dunque corretta: in base alla propria specializzazione, un insetto può appartenere ad una certa casta, per cui un'ape regina sicuramente non potrà essere specializzata nel lavoro quanto piuttosto nel procreare. Tuttavia, essa va contestualizzata al nucleo in esame: la specializzazione in un lavoro è da considerarsi solo un fattore nella divisione in caste, poiché dipendente anche da altri elementi, quali l'età.

Negli sciami di robot, invece, si è cercato di catturare tale caratteristica in primis per garantire ad un collettivo la miglior performance disponibile,

poi sotto forma di task partitioning come metodo di realizzazione di un lavoro in maniera composta, per cui ogni individuo collabora a diverse fasi dello stesso lavoro. A differenza dell'ambito animale, abbiamo visto come la task allocation possa sicuramente migliorare le prestazioni di un sistema, ma un suo utilizzo pervasivo ed applicato a tutti i membri del gruppo possa comportare una penalizzazione rispetto alle performance migliori. Così, si è mostrato come un mix equilibrato tra non-partizione e task partitioning possa garantire prestazioni ottimali ad un sistema, che altrimenti avrebbe avuto solo leggeri miglioramenti.

Pare dunque evidente che, a differenza del mondo animale, task allocation e task partitioning non debbano essere applicate a tutti gli individui del gruppo, ma piuttosto ad una sola parte di esso, garantendo non solo le migliori prestazioni raggiungibili, ma anche adattività ai cambiamenti, scalabilità e robustezza.

Conclusa la discussione su tutto l'argomento del collective decision making, possiamo giungere alla conclusione e trarre le deduzioni finali.

# Capitolo 5

## Considerazioni finali e possibili sviluppi

Esaminati i diversi studi sul collective decision making ed avendone catturato caratteristiche e sfumature, possiamo finalmente compiere una panoramica riassuntiva finale, in cui si espongono gli elementi caratteristici della comunicazione tra robot simili. Si espongono infine gli scopi futuri della swarm robotics, elencando ambizioni, difficoltà e sviluppi nel futuro prossimo.

### 5.1 Scenari futuri del collective decision making

Abbiamo dunque visto come il raggiungimento del consenso e la suddivisione (o ripartizione) del lavoro siano due diversi metodi per prendere una decisione in un gruppo di robot. Indipendentemente da quale delle due venga richiesta in un certo frangente, va messo in risalto che un robot deve essere *situato* pienamente nell'ambiente e nel gruppo in esame: un individuo che non percepisce il bisogno del collettivo può impedire che la task allocation venga espressa a pieno, mentre se non è in grado di comunicare la propria opinione, non può raggiungere un consenso con i compagni. Pare dunque corretto evidenziare che la realizzazione di sistemi efficaci nella presa di decisione debbano comunque prevedere l'utilizzo di robot in grado di comunicare tra loro senza errori e con garanzie di scambio di informazioni efficace, non corrotto. Un tale risultato è raggiungibile sviluppando robot con adeguate tecnologie comunicative (anche solo a livello locale come già detto) e che

riescano a compiere semplici gesti (prelevare o scambiarsi una preda a disposizione ad esempio), potendo quindi esprimere a pieno il potenziale che la swarm robotics vorrebbe raggiungere nel futuro.

Assodato questo presupposto, abbiamo visto come consensus achievement e task allocation (o partitioning) traggano ispirazione dal comportamento assunto da gruppi di animali sociali in natura, a fronte di bisogni individuali o del collettivo, come il dirigersi insieme verso una zona di interesse, eventualmente suddividendosi in un insieme di rifugi vicini in maniera ordinata o anche solo dividendosi tra cacciatori e accumulatori. Gli sciame robotici, a differenza degli animali, non hanno come scopo lo svolgimento di task per garantire la sopravvivenza, ma di realizzare compiti che necessitano della collaborazione di tutti, spesso di difficile realizzazione per l'uomo.

Come abbiamo visto, il raggiungimento del consenso è un comportamento collettivo caratteristico di diverse specie di animali e di insetti sociali, che cercano un accordo globale, avendo a disposizione solo parte delle informazioni a disposizione, esibendo un risultato comune a tutti. La suddivisione (o la partizione) del lavoro sono anch'essi caratteristici di quei gruppi di animali che dividono in caste i propri gruppi, per cui a caste diverse corrispondono specializzazioni in diversi lavori, giungendo ad una collaborazione totale tra gli individui per realizzare al meglio la divisione. Questi atteggiamenti sono largamente diffusi in ambito zoologico, tuttavia i modelli robotici analizzati e realizzati finora sono ancora basati solamente sulla risoluzione di problemi tipici degli animali, non essendo andati oltre lo studio del comportamento degli insetti. Allo stato attuale, pare che gli studi sulla task allocation e sul consensus achievement nei collettivi di robot procedano di pari passo, infatti in entrambi i casi si sono riprodotti in maniera brillante i problemi tipici degli animali sociali, senza tuttavia raggiungere quel livello di astrazione che possa permettere ai robot di applicare una decisione collettiva in un ambito differente da quello visto negli animali.

Tuttavia, la speranza è di riuscire ad applicare tali comportamenti collettivi anche a problemi diversi da quelli analizzati finora, al fine di poter utilizzare pervasivamente e in maniera diffusa sciame di robot nella realizzazione di attività importanti per l'essere umano. La realizzazione di sistemi che prevedano adeguati modelli per la presa di decisione collettiva sono sicuramente alla base della realizzazione degli scopi che la swarm robotics si propone: robot che comunicano efficacemente e ottengono il consenso su una scelta in brevissimo tempo possono eseguire un task urgente in brevissimo

tempo, mentre robot capaci di percepire l'ambiente possono sapere se hanno necessità di realizzare un certo lavoro o meno. Prendiamo l'esempio di un gruppo di robot che, un giorno, saranno in grado di ricercare tramite sonde innovative persone travolte da valanghe in luoghi di montagna, di recuperarli e portarli in salvo tramite l'intervento e l'aiuto degli elementi del gruppo più vicini, al posto dei classici cani San Bernardo. I robot devono necessariamente suddividersi in gruppi, per cui inizialmente tutti gli individui sono alla ricerca di sopravvissuti, poi alcuni traggono in salvo le persone e le trasportano verso luoghi sicuri, mentre gli altri continuano la ricerca. Si rende necessaria una task allocation per gestire chi continua a cercare i malcapitati e chi invece si debba prendere cura dei salvati. Potrebbe anche manifestarsi la necessità di un raggiungimento del consenso nel caso in cui due robot individuino due sopravvissuti a diverse profondità, non sapendo chi dei due ha maggiori possibilità di salvare una persona ed ha quindi maggior urgenza di chiamare i colleghi robot.

Questo è solo un caso esemplare nella spiegazione di quanto la creazione di modelli corretti per la presa di decisione collettiva potranno un giorno essere di fondamentale importanza non solo per la swarm robotics, ma anche per la vita dell'essere umano. Tuttavia, quello appena descritto è solo uno dei possibili scenari in cui la collective decision making (e il comportamento in generale) e la swarm robotics potrebbero essere applicati.

## 5.2 Il futuro e i limiti della swarm robotics

Come già accennato in precedenza, la swarm robotics è un campo totalmente in fase di sviluppo ed innovativo, la cui diffusione è in pieno atto. La robotica collettiva ambisce a realizzare sistemi robusti, scalabili e flessibili i cui campi di applicazione possono essere i più vari, ma allo stato attuale i sistemi collettivi sono stati sviluppati solo in ambito accademico, non avendo ancora affrontato un singolo problema reale. Infatti, gli unici banchi di prova finora utilizzati allo scopo di verificare l'effettiva collaborazione tra robot sono stati il foraggiamento ed il movimento collettivo, tuttavia l'ambizione è quella di poter utilizzare i sistemi di collaborazione tipici degli animali come astrazioni per risolvere problemi reali.

Dunque, attraverso ricerche e sviluppo, il sogno è quello di poter realizzare un giorno sistemi robotici collettivi in grado di compiere lavori di difficile attuazione per l'essere umano, come ad esempio la ricerca di dispersi

in condizioni climatiche avverse, sminamento di vasti territori, costruzione di strutture in luoghi impervi, trasporto collettivo di oggetti, sorveglianza decentralizzata, bonificazioni. Tutti questi interessanti scenari sono ovviamente particolarmente difficili o rischiosi per l'essere umano, per tale motivo si cerca di poter istruire adeguatamente i robot affinché possano realizzare tali difficili missioni per conto dell'uomo.

Lo scopo finale della robotica collettiva è dunque quella di realizzare sistemi composti da collettivi di robot che, alla moda degli insetti sociali, manifestino comportamenti di gruppo complessi, al punto da poter sostituire l'essere umano nella realizzazione di compiti più o meno diversi. Se da un lato le ricerche accademiche considerano gli insetti sociali come fonte di ispirazione per il comportamento del sistema, in realtà dall'altro si punta a realizzare, col passare degli anni, sistemi con comportamenti sempre più progrediti ed avanzati, fino a raggiungere un grado di complessità quanto meno paragonabile a quello umano. Da queste considerazioni deriva l'inserimento della robotica collettiva nel macro-argomento dell'intelligenza artificiale, poiché in futuro sarà questa disciplina a realizzare i modelli di interazione collettiva in uno sciame di robot intelligenti.

Gli obiettivi posti richiedono dunque un certo avanzamento tecnologico, poiché tutte le attività suggerite sono particolarmente complesse e sofisticate; ma alla realizzazione di software complessi deve corrispondere un hardware altrettanto raffinato. La diffusione della robotica collettiva allo stato attuale è dunque limitata prima di tutto da piattaforme hardware non sufficientemente avanzate: infatti, non sono ancora stati progettati dispositivi in grado di far svolgere ai robot operazioni elementari come sollevare un oggetto, inoltre non esistono ancora sensori avanzati al punto di percepire in maniera corretta le caratteristiche dell'ambiente.

Un'altra caratteristica futura desiderabile dagli sciami di robot è la robustezza del sistema: gli individui devono poter capire immediatamente quando un componente vicino assume un comportamento inadeguato o non risponde più alle comunicazioni, escludendolo e segnalandolo anche agli altri simili. La coordinazione in caso di malfunzionamento è una caratteristica la cui analisi è ancora agli albori, ma che si renderà necessaria per poter realizzare sistemi robusti e in grado di garantire la massima affidabilità.

Inoltre, non è ancora chiaro il livello di flessibilità desiderato dai robot, cioè se dovranno essere in grado di adattarsi a diversi compiti o dovranno essere specializzati in un solo lavoro (ad esempio, se saranno costruiti robot in

grado di trovare mine e uomini oppure solo uno dei due). Tuttavia, definita la loro specializzazione, essi dovranno essere in grado di svolgere tali mansioni anche in scenari molto differenti: da questa analisi deriva la necessità futura di realizzare modelli di suddivisione del lavoro adeguati a più task, per cui si dovranno definire modelli per il comportamento collettivo generali ed adattabili ai diversi problemi.

Infine, risulterà rilevante anche la gestione del rapporto uomo-collettivo: sarà infatti necessario definire delle interfacce di comunicazione tra le due entità in gioco, in modo da far sì che il sistema fornisca aggiornamenti anche all'esterno del gruppo, mentre l'uomo possa intervenire in casi eccezionali di emergenza o per spegnere gli individui malfunzionanti.

I ricercatori sono ancora alla ricerca di queste risposte, fondamentali nel tentativo di tracciare un percorso di sviluppo per la swarm robotics. Nel caso in cui si riesca ad andare oltre questi limiti, allora in futuro potremo davvero assistere ad una reale collaborazione tra robot ed esseri umani, nel tentativo di realizzare tutti quei lavori di difficile attuazione per gli umani. I progressi nella robotica collettiva comporterebbero notevoli progressi non solo tecnologici, ma anche nello stile di vita dell'essere umano, in quanto otterremmo gruppi di robot addestrati a compiti particolarmente insidiosi per l'essere umano, o in grado di soccorrerlo con strumenti più efficaci di quelli odierni. Uno sviluppo di tale branca dell'intelligenza artificiale non deve ridursi dunque ad una semplice speranza, ma va perseguito con tutte le forze a disposizione.





# Conclusioni

Questa tesi ha lo scopo di introdurre il lettore ai concetti chiave della presa di decisione nell'ambito della robotica collettiva, presentandone i due aspetti cardine (consensus achievement e task allocation), analizzando le loro origini e arrivando, presentando studi sugli argomenti, alla loro situazione attuale. Tuttavia, prima di giungere a tali conclusioni, è stata presentata la swarm intelligence, ossia l'intelligenza che viene esibita da un gruppo di animali a fronte di certi accadimenti, ed in seguito il suo corrispettivo digitale, la swarm robotics. Poi, è stata esposta una breve rassegna dei metodi di progettazione e di analisi di sistemi robotici collettivi, giungendo poi a parlare del comportamento ottenibile da un insieme di robot uniti in un sistema.

Dopo tale introduzione siamo entrati nel vivo dell'argomento; tramite gli studi presentati abbiamo seguito il percorso evolutivo del collective decision making, partendo dalle applicazioni naturali fino a giungere agli studi più recenti, sia per il raggiungimento del consenso che per la suddivisione del lavoro. In tale presentazione, abbiamo evidenziato similitudini e differenze tra ambito animale ed ambito tecnologico, specificando come la robotica necessiti di ulteriori sviluppi rispetto al punto di partenza per raggiungere gli scopi più avanzati.

Infine, abbiamo esposto brevemente quali sono gli obiettivi posti alla robotica collettiva, a patto di definire modelli comportamentali generali attuabili a diversi scenari applicativi. In tale modo, si è chiuso il cerchio sia per quanto riguarda i comportamenti, sia per la robotica collettiva in generale.

Nel corso di tutta la tesi è stata evidenziata inoltre l'importanza assunta dall'esibire un comportamento collettivo per un sistema di individui (animale o robotico che sia), poiché la manifestazione di un comportamento inadeguato non danneggia solo il singolo, ma tutto il collettivo. Infatti, le proprietà che si ambiscono ad ottenere da un sistema composto si ottengono solamente tramite un comportamento unanime e compatto concorde tra tutti gli indivi-

dui del gruppo. Ovviamente, per un sistema di robot è difficile costruire un modello per realizzare comportamenti collettivi, ma riuscire in tale intento comporta la realizzazione di un sistema ben formato e pronto alla realizzazione di diversi compiti. In un'ottica di miglioramento, si potranno scoprire nuovi e diversi comportamenti da applicare, senza restare necessariamente ancorati all'utilizzo di consensus achievement o task allocation: maggiori conoscenze permetteranno di raggiungere un maggior potenziale espressivo e realizzativo.

Per quanto ci sia ancora molta strada da percorrere, pare dunque chiaro che, senza uno sviluppo del comportamento e della presa di decisione collettivi, non potranno compiersi tutti gli scenari obiettivo prefissati per la robotica di sciame.

# Bibliografia

- [1] Beni, G., Wang, J. Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems, Proceed. NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems, Tuscany, Italy, June 26-30 (1989)
- [2] Goss, S., Aron, S., Deneubourg, J.-L., & Pasteels, J. M. (1989). Self-organized shortcuts in the argentine ant. *Naturwissenschaften*, 76(12), 579-581.
- [3] Reynolds, C. W. (1987b). Flocks, herds and schools: a distributed behavioral model. *Computer Graphics*, 21(4), 25-34.
- [4] Sahin, E. (2005). Swarm robotics: from sources of inspiration to domains of application. In *Lecture notes in computer science: Vol. 3342. Swarm robotics* (pp. 10-20). Berlin: Springer.
- [5] Brambilla, M., Ferrante, E., Birattari, M. & Dorigo, M. (2012). Swarm robotics : a review from the swarm engineering perspective. *Swarm Intell.* 7, 1-41 (2013). doi:10.1007/s11721-012-0075-2
- [6] Trianni, V., & Campo, A. (2015). Fundamental collective behaviors in swarm robotics. *Springer Handbook of Computational Intelligence*, 1377-1394. Springer Berlin Heidelberg.
- [7] Granovetter, M. (1978). Threshold models of collective behavior. *American Journal of Sociology*, 83(6),1420-1443.
- [8] Theraulaz, G., Bonabeau, E., & Deneubourg, J.-L. (1998). Response threshold reinforcements and division of labour in insect societies. *Proceedings of the Royal Society B. Biological Sciences*, 265(1393), 327-332.

- 
- [9] Camazine, S., Deneubourg, J.-L., Franks, N. R., Sneyd, J., Theraulaz, G., & Bonabeau, E. (2001). *Self-organization in biological systems*. Princeton studies in complexity. Princeton: Princeton University Press, 217-224.
- [10] Couzin, I. D., Krause, J., Franks, N. R., & Levin, S. A. (2005). Effective leadership and decision-making in animal groups on the move. *Nature*, 433(7025), 513-516.
- [11] Amé, J., Halloy, J., Rivault, C., Detrain, C., & Deneubourg, J. L. (2006). Collegial decision making based on social amplification leads to optimal group formation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(15), 5835-5840.
- [12] Montes de Oca, M. A., Ferrante, E., Scheidler, A., Pinciroli, C., Birattari, M., & Dorigo, M. (2011). Majority rule opinion dynamics with differential latency: a mechanism for self-organized collective decisionmaking. *Swarm Intelligence*, 5(3-4), 305-327.
- [13] Gerkey, B. & Mataric, M. 2004. A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems. *Int. J. Robotics Resear.* 23, 9, 939-954.
- [14] Labella, T. H., Dorigo, M., & Deneubourg, J.-L. (2006). Division of labour in a group of robots inspired by ants' foraging behaviour. *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems*, 1(1), 4-25.
- [15] Pini, G., Brutschy, A., Birattari, M., & Dorigo, M. (2009). Interference reduction through task partitioning in a robotic swarm. In *IEEE international conference on neural networks: IEEE world congress on computational intelligence*. Setubal: INSTICC Press.
- [16] Pini, G., Brutschy, A., Frison, M., Roli, A., Dorigo, M., & Birattari, M. (2011). Task partitioning in swarms of robots: an adaptive method for strategy selection. *Swarm Intelligence*, 5(3-4), 283-304.

# Ringraziamenti

Se dovessi ringraziare tutte le persone che mi hanno sostenuto elencando anche le motivazioni, probabilmente supererei di gran lunga il numero di pagine consentito. Pertanto, cercherò di essere più sintetico possibile.

Prima di ogni altro, devo ringraziare la mia morosa, la Chiara, perché senza di lei non so cosa sarebbe stato di me. È stata il mio angelo custode in grado di risollevarmi dopo ogni batosta e di supportarmi di fronte alle difficoltà, senza mai traballare ma anzi dandomi sempre più fiducia. Io continuerò a sostenere lei allo stesso modo in cui lei ha finora sostenuto me. Le seconde persone in questa lista sono i miei genitori, Raffaele e Lucia, che mi hanno sostenuto (finanziariamente e non solo) durante questi tre anni (più uno), arrabbiandosi nei momenti giusti e non dandomi mai troppe pressioni. Da loro ho imparato che senza sacrificio non può esserci risultato, e senza risultati non può esserci alcuna forma di gioia.

È il turno dei miei amici: vorrei ringraziare la combriccola dei Tucky (Batto, Sam, Harry, la Fra, la Luci, la Chiara, la Sara e la Xhois), che mi hanno sempre fatto sorridere e alleviare l'ansia nei momenti più difficili, in particolare tra tutti ringrazio Tommy, fedele compagno anche in facoltà, senza il quale non avrei mai realizzato di poter laurearmi prima del previsto. Ringrazio anche tutti quegli amici che vedo meno spesso (Mezza, Jonny, Piter, l'Ive e la Vale), ma che restano sempre nel mio cuore.

Ringrazio tutti i miei compagni di corso (Ciandro, Baldo, Edo, Subra, Montro, Mencu, Giovi, Fiora, Eug, Diego, Leo), colleghi di sventure ma anche di tante risate: ve lo dico, moseca!

Vorrei ringraziare anche il prof. Andrea Roli, per la pazienza avuta nei miei confronti, per essere stato sempre un punto di riferimento per qualsiasi dubbio (al punto da averlo fermato in strada una volta. . .). Lo ringrazio anche per avermi fatto scoprire questo argomento, che ho trovato estremamente piacevole ed interessante.

Ringrazio inoltre mia zia Marilina (all'anagrafe Maria Pasqualina), che si è sottoposta come cavia alla lettura della tesi, per verificare quanto essa fosse comprensibile anche ai non addetti ai lavori.

Infine, ringrazio un'entità astratta, fedele compagno nelle pause di studio a casa e in sala studio, che si è inaspettatamente tramutato in attività didattica poiché ne sono divenuto ricercatore e beta tester: grazie Football Manager! Tutte queste persone (e non) hanno contribuito enormemente a rendermi la persona che sono oggi, spero possiate continuare tutti a starmi vicino.