

ALMA MATER STUDIORUM - UNIVERSITA' DI BOLOGNA
SEDE DI CESENA
SECONDA FACOLTÀ DI INGEGNERIA CON SEDE A CESENA
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA INFORMATICA

I PRINCIPI DELLA SWARM INTELLIGENCE

Relatore:

Andrea Roli

Presentata da:

Ivan Tiboni

Sessione I

Anno Accademico 2011 / 2012

*Chi è a governare? Chi è che da ordini, che immagina cosa
accadrà in futuro, elabora piani e mantiene l'equilibrio?*

Maurice Meterlinck

Indice

1 Introduzione

2 Meccanismi fondamentali alla base di comportamenti complessi collettivi

2.1 Feromoni

2.2 Stigmergia

2.3 Dalla stigmergia all'auto organizzazione: selezione del percorso nelle formiche

2.4 Principi e proprietà del processo di auto-organizzazione

3 Classificazione dei comportamenti collettivi degli insetti sociali

3.1 Coordinamento

3.2 Cooperazione

3.3 Deliberazione

3.4 Collaborazione

4 Modulazione di comportamenti auto-organizzati

4.1 Fattori che modulano i comportamenti auto-organizzati

4.2 Divisione del lavoro

4.3 Semplice modello di distribuzione dei compiti in colonie di formiche

4.4 Determinazione della soglia di risposta

4.5 Assegnazione adattativa dei compiti, modello a soglia variabile

4.6 Scelta del nido delle formiche (meccanismi di reclutamento)

4.7 Raggruppamento di cadaveri nelle formiche

5 Algoritmi di swarm intelligence

5.1 Cos'è un agente

5.2 Sistema di formiche e problema del commesso viaggiatore

5.3 Ottimizzazione tramite colonia di formiche

5.4 Ottimizzazione a sciame di particelle

5.5 Ottimizzazione a stormi di storni

6 Gestire l'incertezza e la complessità con sciame di sistemi intelligenti

7 Swarm robotics

7.1 Swarm bots

Conclusioni

Ringraziamenti

Biografia

1 Introduzione

La swarm intelligence (teoria dello sciame intelligente) nasce da intuizioni biologiche, sulle incredibili capacità degli insetti sociali di risolvere problemi di vita quotidiana. Le colonie sono formate da pochi animali, fino ad arrivare a milioni di individui, e mostrano comportamenti che combinano efficienza a flessibilità e robustezza. Svariati sono gli esempi di comportamenti complessi tra gli insetti sociali, dalla costruzione di strutture efficienti, alla distribuzione dinamica dei compiti tra i lavoratori. Tanto per citare qualche esempio, nella fase di movimento, l'esercito di formiche neotropicali *eciton burchelli*, può organizzare raid di caccia di grandi dimensioni, che possono contenere più di 200 000 lavoratori, raccogliendo migliaia di rapaci di 15 m di larghezza, uguale o superiore, e spazzare una superficie di oltre 1500 m² in un solo giorno; come altro esempio le termiti africane della specie *bellicosus macrotermes*, che costruiscono cumuli, i quali possono raggiungere un diametro di 30 m e un'altezza di 6 m. Tali grattacieli biologici sono il risultato del lavoro di milioni di piccoli individui (1-2 mm di lunghezza), che riescono a realizzare simili strutture pur essendo ciechi. Ancor più della dimensione risulta essere affascinante la struttura interna, come i nidi della specie *lamani apicotermes* ad esempio, i quali sono probabilmente tra le strutture più complesse mai costruite nel regno animale (fig.1).

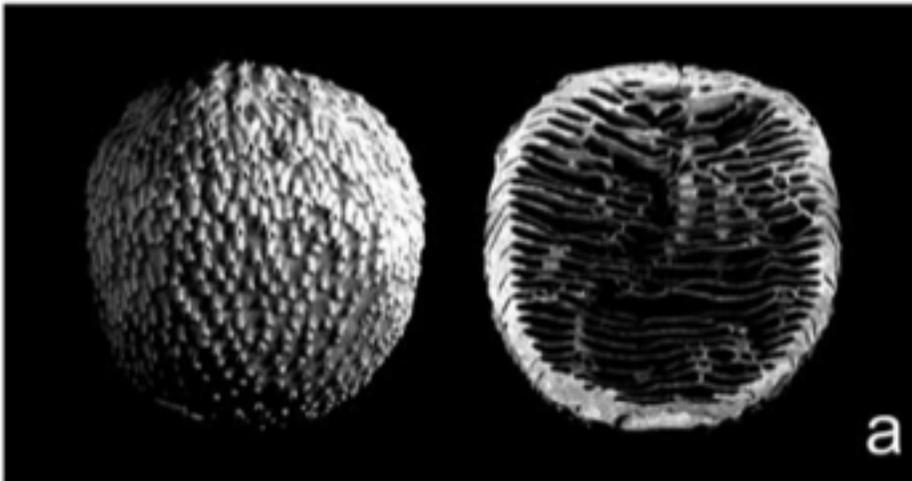


Fig.1 rappresenta un punto di vista esterno e una sezione trasversale di un nido della specie *apicotermes lamani*, risultante dal coordinamento delle attività di costruzione dei lavoratori.

Sulla superficie esterna del nido, ci sono un insieme di micro strutture, che assicurano l'aria condizionata e gli scambi di gas con l'ambiente esterno. All'interno di questi, che sono alti circa 20-40 centimetri, troviamo una serie di camere collegate tra loro da rampe elicoidali, le quali derivano dalla torsione e saldatura di piani successivi. Su ogni livello sono presenti diverse scale, alcune delle quali, passano attraverso l'intero nido; infine le camere più distanti sono a loro volta collegate da scorciatoie. La complessità di queste strutture non è sicuramente in grado di riflettere la semplicità comportamentale dei singoli insetti, che possiamo definire “macchine” elaborate in grado di modulare il loro comportamento sulla base del trattamento di svariati impulsi sensoriali. Tuttavia la laboriosità di ogni individuo non è sufficiente per controllare un grande sistema, tantomeno di spiegarne la complessità a livello di colonia. Nella maggior parte dei casi, un singolo insetto non è in grado di trovare da solo una soluzione efficiente al problema dell'intera colonia alla quale appartiene, mentre, la colonia intera è in grado di trovare “nel suo complesso” una soluzione molto semplicemente. Dietro questa “*organizzazione senza un organizzatore*” ci sono meccanismi nascosti, che permettono di far fronte a situazioni di incertezza e trovare soluzioni a problemi assai complessi. Tali meccanismi sono stati studiati per realizzare algoritmi di vario genere, tra i quali l'ottimizzazione discreta, la distribuzione dei compiti, il raggruppamento e tanti altri. Oltre agli insetti sociali è importante notare che esistono altri sistemi biologici con simili proprietà collettive, come ad esempio il movimento di banchi di pesci o spostamenti di stormi di uccelli, che hanno in parte ispirato il concetto di particle swarm optimization che vedremo in seguito. Nella seguente trattazione verranno illustrati i meccanismi alla base dei comportamenti complessi collettivi e verranno introdotti i concetti principali degli sciami intelligenti quali il decentramento, il concetto di stigmergia come paradigma di comunicazione, l'auto-organizzazione come somma di comportamenti individuali, i feedback, le fluttuazioni e le biforcazioni. Nelle varie sezioni si tratteranno i vari comportamenti osservati nelle colonie di insetti sociali, in particolare la scomposizione nelle quattro funzioni principali: il coordinamento, la cooperazione, la deliberazione e la collaborazione. Si approfondirà l'importanza delle modulazioni come parte fondamentale dell'adattività di tali sistemi alle variazioni, la divisione del lavoro e la creazione di cimiteri. In particolare verrà sottolineato l'aspetto biologico dei comportamenti degli insetti sociali, fino ad arrivare agli algoritmi che simulano tali comportamenti. Verranno introdotti i principali algoritmi come esempi applicativi dei comportamenti biologici e le relative applicazioni a sistemi fisici, ovvero gli swarm-bots.

2 Meccanismi fondamentali alla base di comportamenti complessi collettivi

Gli insetti individuali non hanno bisogno di alcuna rappresentazione, mappa o conoscenza esplicita della struttura globale che producono. Un singolo insetto non è in grado di valutare una situazione globale, di centralizzare le informazioni sullo stato dell'intera colonia cui appartiene, nè di controllare i compiti che devono essere svolti dagli altri lavoratori, in quanto, all'interno di queste non vi è alcun supervisore. Una colonia di insetti sociali è come un sistema decentralizzato, costituito da unità autonome distribuite nell'ambiente, e può essere definita come un insieme di semplici comportamenti di risposta agli stimoli. Le regole che governano le interazioni tra gli individui sono eseguite sulla base di informazioni locali, senza la conoscenza del modello globale. Ogni insetto segue un piccolo insieme di regole comportamentali, ad esempio una formica è in grado di eseguire in media venti diversi comportamenti. L'organizzazione della colonia deriva dalla somma dei semplici comportamenti di ogni individuo. Tutte queste interazioni garantiscono la propagazione di informazioni attraverso la colonia e, a loro volta, organizzano l'attività di ogni individuo. Grazie a questa rete di interazioni gli insetti sociali sono in grado di offrire un sistema molto flessibile e robusto.

2.1 Feromoni

Feromoni (dal greco *Phero* “portare” e *Orme* “eccitamento”) è il nome dato a sostanze biochimiche, prodotte da ghiandole esocrine, che sono emesse dagli organismi viventi a basse concentrazioni con la funzione di segnali. Classificati nel gruppo dei semiochimici, generano comportamenti e reazioni fisiologico-comportamentali in altri individui della stessa specie che vengono a contatto con esse.

I feromoni vengono distinti generalmente in quattro classi a seconda dell'effetto che provocano:

1. Feromoni traccianti: se rilasciati da un individuo vengono seguiti come una traccia dagli altri individui;
2. Feromoni di allarme: emessi in situazioni di pericolo inducono un maggiore stato di vigilanza negli individui che li captano;
3. Feromoni innescanti o scatenati: inducono nel ricevente modificazioni comportamentali e/o fisiologiche a lungo termine;
4. Feromoni liberatori: scatenano comportamenti di aggressione o accoppiamento nell'individuo che li capta.

Nel caso delle sorgenti di cibo, le formiche rilasciano feromoni traccianti lungo il percorso per marcare il tragitto verso la sorgente.

2.2 Stigmergia

Il termine stigmergia fu introdotto nel 1959 dal biologo Francese Pierre-Paul Grassè, per descrivere una forma di comunicazione mediata da modificazioni dell'ambiente, che osservò in due specie di formiche. La definizione originale di Grassè fu: "stimolazione degli operai mediante il risultato ottenuto". Un tipico esempio di stigmergia è la costruzione del nido delle termiti utilizzato anche da Grassè per spiegare il concetto. Durante la costruzione dei pilastri, le formiche lavoratrici utilizzano palline di terriccio impregnato con i propri feromoni. Nella prima fase di lavoro si verifica una deposizione casuale di palline, che dura fino a quando uno dei depositi non raggiunge una dimensione critica (vedi fig. 2).

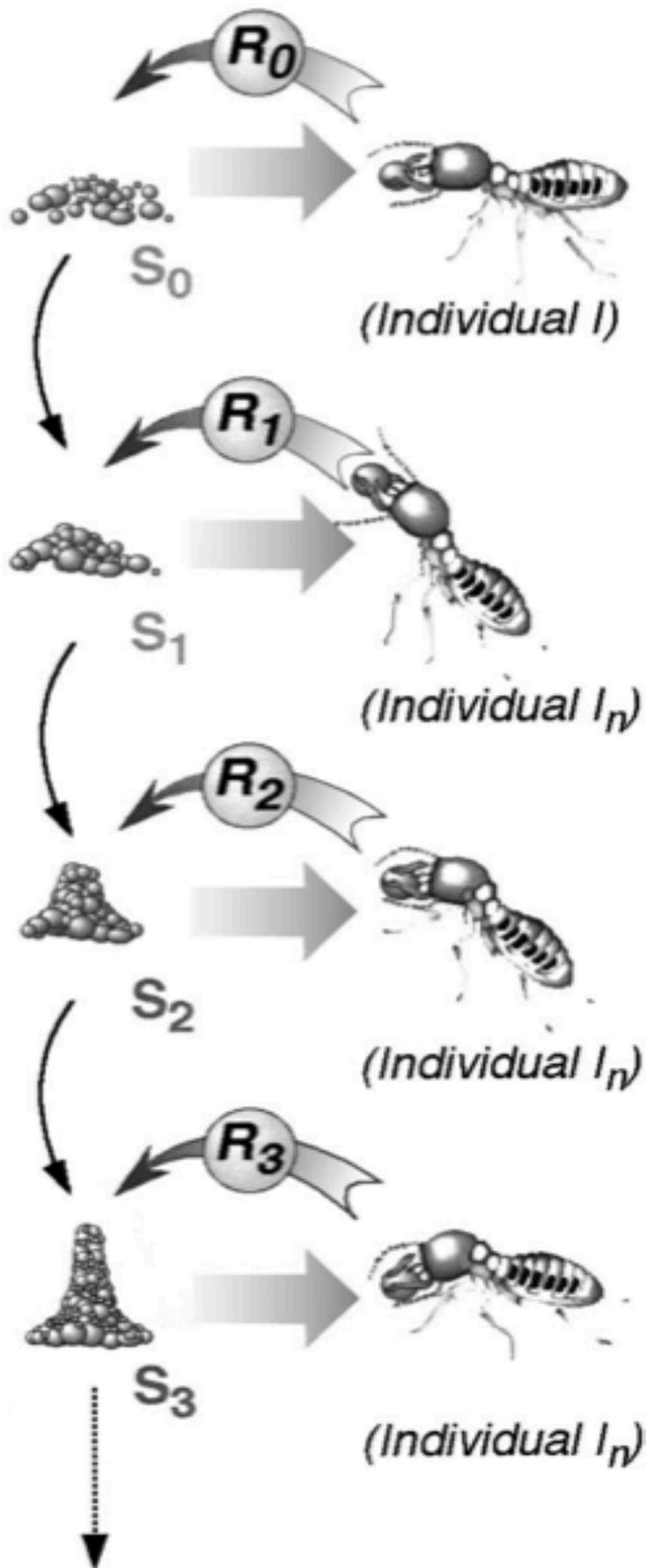


Fig. 2. esempio di processo stigmergico, come le termiti costruiscono i pilastri. Si supponga che l'architettura raggiunga lo stato S_0 , il quale innesca la risposta R_0 dal lavoratore I . S_0 è modificato dall'azione di I (ad esempio viene rilasciata una pallina di terriccio), e trasformata in una nuova configurazione di stimolo S_1 , che può a sua volta innescare una reazione R_1 da un altro lavoratore I e così via. Ogni lavoratore crea nuovi stimoli in risposta alle attuali configurazioni stimolanti. Questi nuovi stimoli agiscono sulle termiti o qualsiasi altro lavoratore nella colonia.

Nella parte successiva, se i pilastri emergono e, il gruppo di costruttori è sufficientemente grande, parte una fase di coordinazione. L'esistenza di un deposito iniziale stimola sempre più individui a depositare altre palline che, a loro volta impregnate di feromoni, innescano un meccanismo di feedback positivo, in quanto l'accumulo di materiale rinforza l'attrazione dei depositi attraverso la diffusione di feromoni emessa da tutte le palline di terriccio accumulate. Nel caso in cui il numero dei costruttori risultasse basso, la quantità di feromoni scomparirebbe; in queste condizioni si andrebbe ad instaurare un feedback negativo, in quanto, il meccanismo di amplificazione non si svilupperebbe a causa della bassa quantità di feromoni che andrebbe ad incidere negativamente sul richiamo dell'attenzione di altri individui. Questa situazione porta ad un comportamento non coordinato. Il sistema può quindi trovarsi di fronte ad una biforcazione: in un caso possiamo avere un alto numero di costruttori e nell'altro un numero inferiore, dove le colonne non emergono da sotto, ma da sopra. Questo esempio mostra diverse caratteristiche quali il feedback positivo, il feedback negativo, l'emergere di strutture in mezzi inizialmente omogenei, la multistabilità e le biforcazioni, che costituiscono il marchio dei fenomeni auto-organizzati. La figura seguente (fig. 3) mostra la distribuzione spaziale dei pilastri ottenuti con tale modello, dove il coordinamento emerge da interazioni indirette tra i lavoratori (stigmergia).

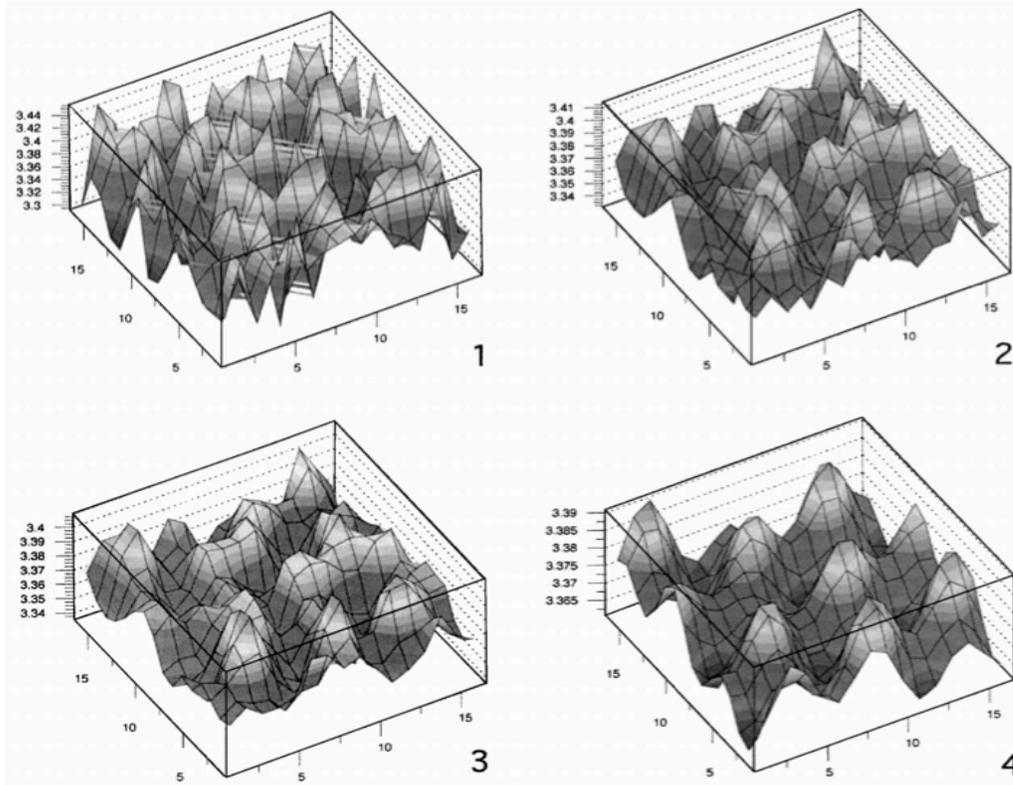


Fig. 3 i quattro passi di simulazione mostrano l'evoluzione temporale della struttura costruita dalla termiti. La simulazione mostra l'evoluzione della densità di materiale di costruzione (sull'asse z) usato dalle termiti per costruire il loro nido ottenuto dal modello di Deneubourg [15]. La simulazione inizia con una distribuzione casuale di materiale di costruzione nello spazio (passo 1) e la regolarità dello spazio tra le colonne emerge progressivamente col tempo (passi 2, 3, 4; da [82]).

2.3 Dalla stigmergia all'auto organizzazione: selezione del percorso nelle formiche

Un esempio di comportamento stigmergico è il reclutamento degli alimenti attuato dalle formiche, le quali comunicano tra di loro attraverso l'uso di feromoni. Come già illustrato, i feromoni sono sostanze chimiche che attraggono altre formiche; quando una di queste trova una fonte di cibo, torna al nido rilasciando una scia di feromoni; il percorso che verrà a formarsi guiderà altri individui dal nido verso la fonte di cibo. Al loro ritorno rilasceranno anch'esse una quantità di feromoni sulla pista seguita rafforzando così il percorso. La formazione del tragitto è ottenuta quindi da un feedback positivo: più formiche utilizzano un sentiero, più il sentiero diventa "attrattente". Dopo un certo periodo di tempo il percorso scompare per due motivi:

-1 il rinforzo è troppo lento;

-2 la fonte di cibo è esaurita.

E' interessante notare che questo meccanismo utilizzato per assemblare un gran numero di raccoglitori vicino ad una fonte di cibo, permette anche ad una colonia di prendere decisioni efficaci, come la scelta del percorso più breve, che conduce ad una fonte di cibo. Deneubourg, attraverso un esperimento con formiche della specie "*linepithema humile*", ha dimostrato che questo comportamento, spiega come fanno le formiche a trovare il percorso più breve tra il loro nido e la sorgente di cibo. L'esperimento è stato strutturato nel seguente modo: una sorgente di cibo è connessa al nido delle formiche tramite un ponte con due rami di ugual lunghezza (vedi fig. 4).

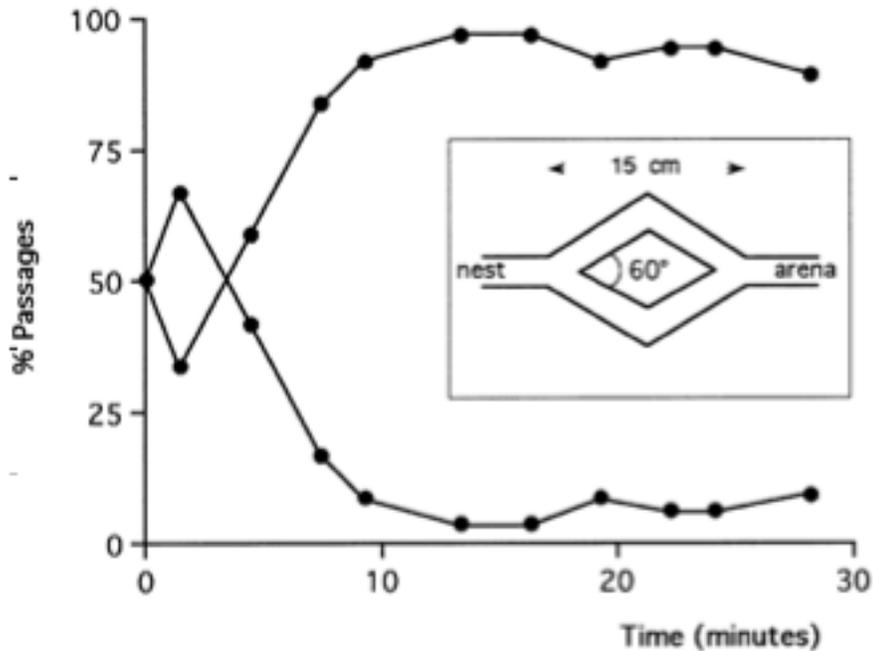


Fig. 4 configurazione sperimentale e percentuale di formiche che utilizzano i rami superiori e inferiori in funzione del tempo. Modificato da Deneubourg [16].

Dopo un certo periodo di tempo ha osservato che la maggior parte del traffico si verifica su un singolo ramo. La scelta iniziale era casuale, in quanto, in partenza, non esistono feromoni lungo i percorsi; in circa il 50% dei casi è stato selezionato un ramo e nel restante 50% dei casi è stato selezionato il secondo ramo. Col passare del tempo la stocasticità delle decisioni individuali di ogni formica, fa sì che un numero leggermente superiore di individui scelga un ramo. Il maggior numero di formiche su questo ramo induce una maggiore quantità di feromone, che a sua volta, stimola più formiche a scegliere il ramo stesso. Si tratta di un feedback positivo che amplifica una fluttuazione iniziale casuale. Alla fine si è notato che la maggior parte del traffico si svolgerà su un ramo solo, scelto a caso (fig. 5).

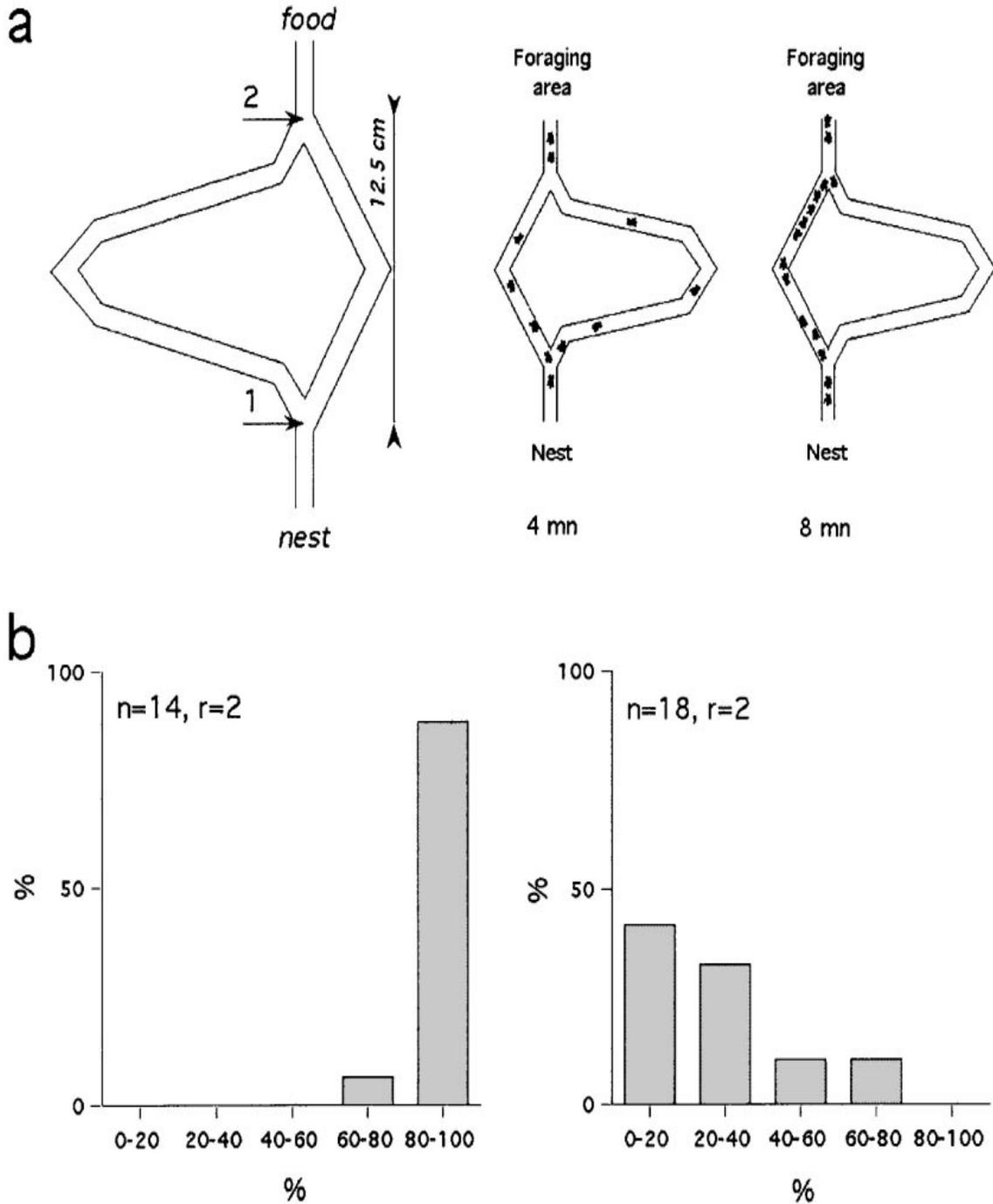


Fig. 5 (a) installazione sperimentale e disegni della selezione dei rami più corti da una colonia di *linepitema humile*, 4 e 8 minuti dopo che il ponte è stato collocato. (b) Distribuzione della percentuale di formiche che hanno selezionato il ramo più corto su n esperimenti. Il ramo più lungo è r volte più lungo del ramo corto. Il secondo grafico ($n = 18$, $r = 2$) corrisponde ad un esperimento in cui viene presentato il ramo più breve alla colonia, 30 min dopo il ramo lungo: il ramo corto non viene scelto, e la colonia rimane intrappolata sul ramo lungo (modificato da Goss et al. [38]).

Questo è chiamato *effetto di lunghezza differenziale*, e spiega come le formiche riescano alla fine del lungo periodo, a scegliere il percorso più breve senza essere a conoscenza dell'ambiente circostante. Dal comportamento sopra descritto, possiamo quindi dedurre, (la seguente immagine lo dimostra, fig. 6) che i vincoli geometrici possono svolgere un ruolo chiave nel processo decisionale che emerge a livello collettivo.

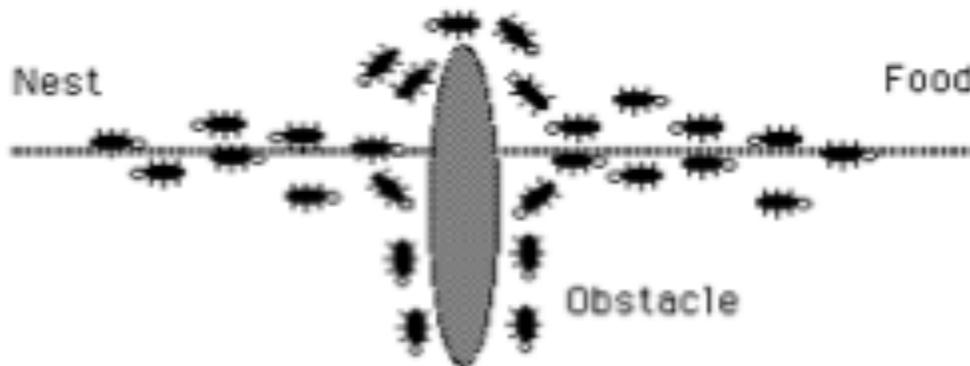


Fig. 6 mostra che la scelta collettiva di una colonia può dipendere anche dai vincoli geometrici dell'ambiente.

E' inoltre interessante notare che in alcune specie di formiche, la quantità di feromone depositata è proporzionale alla qualità della sorgente di cibo trovata: il percorso che conduce alla miglior fonte di cibo riceve maggior quantità di feromoni. In modo del tutto simile, negli algoritmi formica, una *formica artificiale* deposita una quantità di feromoni proporzionale alla qualità della soluzione trovata.

2.4 Principi e proprietà del processo di auto-organizzazione

L'auto-organizzazione è una forma di sviluppo di un sistema, attraverso influenze provenienti dagli elementi che costituiscono il sistema stesso, i quali permettono di raggiungere un maggior livello di complessità. Un comportamento emergente si ha quando un numero di individui opera in un ambiente, originando comportamenti più complessi in quanto collettivi. Tale proprietà non è predicibile, e rappresenta un'evoluzione per il sistema stesso. L'auto-organizzazione è un insieme di meccanismi dinamici, dove le strutture appaiono a livello globale di un sistema di meccanismi tra i componenti di basso livello, senza essere esplicitamente codificate a livello individuale. I suoi quattro ingredienti base sono:

1. Feedback positivi: derivano dall'esecuzione di semplici regole di comportamento, che promuovono la creazione di strutture. Ad esempio la selezione del percorso verso una sorgente di cibo, che crea le condizioni per la nascita di una rete di percorsi a livello globale.
2. Feedback negativi: equilibrano i feedback positivi e portano alla stabilizzazione del sistema (come nell'esempio della selezione del percorso verso una sorgente di cibo), che può derivare da un numero limitato di lavoratori, oppure, dall'esaurimento della sorgente e dall'evaporazione dei feromoni (che è una conseguenza delle due precedenti) o infine, da una competizione tra i percorsi.
3. Amplificazione delle fluttuazioni dei feedback positivi: gli insetti sociali sono noti per eseguire azioni che possono essere descritte come stocastiche. Tali fluttuazioni sono la base di partenza su cui le strutture nascono e crescono. La casualità è spesso decisiva per la scoperta di nuove soluzioni, come ad esempio, i raccoglitori persi durante il tragitto possono trovare nuove fonti inutilizzate di cibo, e reclutare quindi compagni verso questa nuova sorgente.
4. Molteplici interazioni dirette o stigmergiche: sono indispensabili per la produzione di risultati deterministici e per la comparsa di strutture durevoli.

Oltre agli ingredienti descritti sopra, l'auto-organizzazione è caratterizzata anche da alcune proprietà fondamentali:

- Dinamicità;
- Proprietà emergenti;
- Biforcazioni;
- Multistabilità;

Dinamicità:

La creazione di strutture richiede interazioni continue tra i membri della colonia e l'ambiente, inoltre servono per garantirne la persistenza.

Proprietà emergenti:

I sistemi, come già descritto, mostrano proprietà molto più complesse rispetto ai contributi di ciascun agente.

Tali proprietà derivano dalla combinazione non lineare delle interazioni tra i membri della colonia.

Biforcazioni:

Insieme alle proprietà emergenti, le interazioni non lineari portano i sistemi auto-organizzati a biforcazioni.

Una biforcazione è la comparsa di nuove soluzioni stabili di cambiamento quando alcuni parametri del sistema cambiano. Ciò corrisponde a un cambiamento qualitativo nel comportamento collettivo.

Multistabilità:

I sistemi auto-organizzati possono essere multistabili.

Multistabilità significa che, per un dato insieme di parametri, il sistema può raggiungere diversi stati stabili a seconda delle condizioni iniziali e delle fluttuazioni casuali.

3 Classificazione dei comportamenti collettivi degli insetti sociali

Dalle precedenti descrizioni dei processi auto-organizzati, emerge un'ampia varietà di comportamenti collettivi atti a risolvere un problema. Questa diversità può dare l'impressione che non esista un punto comune a livello collettivo, tuttavia è possibile suddividere questi comportamenti in un numero limitato di componenti comportamentali. Ad esempio Anderson e Franks che nel 2001 hanno proposto di separare i comportamenti collettivi compiuti da una colonia in quattro tipi di attività: individuale, di gruppo, di squadra, e a compiti suddivisi. In seguito, Anderson ha proposto che ogni attività globale in una colonia (per esempio la costruzione del nido), potesse essere suddivisa in una struttura gerarchica di sottoattività dei tipi precedenti; tale metodo può essere visto come la *scomposizione* di un problema nelle attività base necessarie per risolverlo. Un modo per suddividere i comportamenti collettivi degli insetti sociali, si basa sulla scomposizione delle attività organizzative degli insetti.

Sono state identificate quattro funzioni di questo tipo:

1. Coordinamento;
2. Cooperazione;
3. Deliberazione;
4. Collaborazione.

3.1 Coordinamento

E' l'organizzazione adeguata nello spazio e nel tempo delle attività necessarie per risolvere un problema specifico. Questa funzione porta a specifiche distribuzioni spazio-temporali degli individui, delle loro attività e/o dei risultati delle loro attività, al fine di raggiungere un determinato obiettivo. Un esempio di coordinamento si ha nell'organizzazione dello spostamento di sciami di api. In questo caso le interazioni tra gli individui generano movimenti sincronizzati (organizzazione temporale) e orientati (organizzazione spaziale) degli individui, verso un obiettivo specifico. Il coordinamento è anche coinvolto nello sfruttamento delle fonti di cibo dalle formiche che posano scie di feromoni. Esse costruiscono reti di sentieri, che organizzano spazialmente il loro comportamento di foraggiamento tra il nido e una o più fonti di cibo. Il coordinamento lavora anche nella maggior parte delle attività di costruzione nelle colonie di insetti. Durante la costruzione del nido in alcune specie di vespe o termiti, il processo stigmergico favorisce l'estensione di strutture (organizzazione spaziale) in precedenza (organizzazione temporale) ottenute da altri individui.

3.2 Cooperazione

La Cooperazione si ha quando gli individui realizzano assieme un compito, che non poteva essere svolto altrimenti da un singolo individuo. Questo comportamento è evidente nel recupero di grosse prede, quando un singolo individuo è troppo debole per spostare una certa quantità di cibo. Nella specie *pheidologeton diversus*, ad esempio, è stato riportato che le formiche partecipanti al trasporto cooperativo di una preda, possono sopportare un peso almeno dieci volte superiore rispetto ai trasportatori individuali. La cooperazione può anche essere coinvolta in compiti diversi da quelli di recupero delle prede, come ad esempio il lavoro in catena nella formica tessitrice *oecophylla longinoda*, la quale, durante la costruzione del nido, forma catene di individui "appendendosi" uno all'altro, per superare spazi vuoti tra due rami, o per legare foglie durante la costruzione del nido.

3.3 Deliberazione

La deliberazione si riferisce ai meccanismi che si verificano quando una colonia si trova di fronte a diverse possibilità. Questi meccanismi comportano una scelta collettiva per almeno una delle opportunità. Nel caso della ricerca della fonte di cibo, notiamo che una volta che le formiche della specie *lasius niger* hanno scoperto diverse fonti di diversa qualità o abbondanza, o percorsi diversi che portano a una fonte, in genere scelgono solo una delle diverse opportunità. In questo caso, la delibera è guidata dalla concorrenza tra le scie chimiche che portano a ogni opportunità. Nella maggior parte dei casi, le formiche si cibano alla fonte più ricca e viaggeranno lungo il percorso più breve.

3.4 Collaborazione

Collaborazione significa che diverse attività sono svolte contemporaneamente da gruppi di individui specializzati. Questa specializzazione può contare su una pura differenza comportamentale, nonché morfologica, ed essere influenzata dall'età degli individui; di seguito un esempio. L'espressione più evidente di tale divisione del lavoro è l'esistenza di caste; per esempio nel taglio di foglie, le formiche possono appartenere a quattro diverse caste, e la loro dimensione è strettamente legata ai compiti che stanno svolgendo. Solo i lavoratori la cui dimensione della testa è maggiore di 1,6 millimetri, sono in grado di tagliare le foglie, che vengono utilizzate per far crescere un fungo, che è la principale fonte di nutrimento di queste colonie. Al contrario solo i piccoli lavoratori, la cui dimensione della testa è di circa 0,5 millimetri, sono in grado di prendere in carico la coltivazione del fungo.

L'organizzazione dei comportamenti collettivi negli insetti sociali, può essere intesa come la combinazione delle quattro funzioni di organizzazione appena descritte. Ogni funzione emerge a livello collettivo dalle interazioni continue tra gli insetti, i quali sostengono le capacità di elaborazione delle informazioni della colonia in base a due assi principali:

1. La coordinazione e la collaborazione formano le strutture spaziali, temporali e sociali, che derivano dal lavoro svolto dalla colonia. La coordinazione regola la densità spazio-temporale, mentre la collaborazione regola l'assegnazione delle loro attività.
2. La cooperazione e la deliberazione forniscono strumenti alla colonia per affrontare le sfide ambientali. La funzione di deliberazione rappresenta i meccanismi che supportano le decisioni della colonia, mentre la funzione di cooperazione rappresenta i meccanismi che oltrepassano i limiti dei singoli individui.

Insieme le quattro funzioni di organizzazione producono soluzioni ai problemi della colonia e possono dare l'impressione che la colonia, nel suo insieme, pianifichi il proprio lavoro per raggiungere i suoi obiettivi.

4 Modulazione di comportamenti auto-organizzati

All'interno di una colonia alcune caratteristiche sembrano essere mantenute costanti, al di fuori quindi dell'evoluzione dinamica della colonia. Ad esempio quando le dimensioni di una di queste varia, le formiche della specie *albipennis leptothorax* sono in grado di mantenere le dimensioni dei loro nidi, in modo tale che ogni lavoratore adulto ha circa 5 mm² di superficie nel nido. In questo caso la colonia modifica il suo comportamento, al fine di controbilanciare gli effetti di una perturbazione potenzialmente dannosa. La colonia di insetti, è quindi un sistema adattativo. La domanda a questo punto nasce spontanea : *“Quali sono i meccanismi che si celano dietro l'adattamento collettivo nella società degli insetti?”*. Per una colonia l'unico modo per adattare un comportamento collettivo è quello di modulare attraverso i singoli individui. Con il termine "modulazione" si indica che la probabilità di un dato comportamento a verificarsi, varia a seconda del disturbo. Ogni individuo è in grado di percepire le variazioni grazie a stimoli locali, e in base ad esse, modifica leggermente il suo comportamento di risposta. La somma di tutte queste piccole variazioni comportamentali dei singoli individui influenza la rete d'interazione, e quindi la struttura globale del sistema, attraverso un nuovo equilibrio creato da feedback positivi e negativi.

4.1 Fattori che modulano i comportamenti auto-organizzati

Esistono due tipi di perturbazioni in grado di modulare i comportamenti biologici auto-organizzati.

- Perturbazioni *all'esterno della colonia (outer colony)*;
- Perturbazioni *all'interno della colonia (inner colony)*;

Fattori esterni alla colonia

Queste perturbazioni sono prodotte da cambiamenti nell'ambiente ovvero fattori esterni alla colonia. Questi fattori includono parametri climatici come la temperatura, l'umidità o il vento e parametri ecologici come la distribuzione alimentare o la presenza di predatori.

Fattori interni alla colonia

Queste perturbazioni invece avvengono all'interno della colonia e interessano i comportamenti biologici auto-organizzati. Questi fattori sono direttamente legati alla colonia o ai suoi componenti: la dimensione (numero totale di individui appartenenti alla colonia), le differenze morfologiche tra insetti (rapporto tra le diverse caste), apprendimento e altre.

Fattori interni ed esterni influenzano entrambi il comportamento degli insetti, contrariamente le attività degli insetti possono portare a un cambiamento degli stessi. Ad esempio: i flussi d'aria modulano il comportamento di raggruppamento dei cadaveri, nella specie *messor sanctus*, i flussi d'aria vengono influenzati dai gruppi di cadaveri. Il successo raggiunto al completamento di un compito, può incrementare l'esperienza di un individuo che, in cambio, potrebbe favorire il raggiungimento futuro della stessa operazione. E' interessante sottolineare a questo punto, che una sottile rete di interazioni influenza e regola i comportamenti individuali, fornendo alla colonia soluzioni in tempo reale a problemi in tempo reale.

4.2 Divisione del lavoro

La divisione del lavoro, è una caratteristica molto importante e diffusa nella vita degli insetti sociali. Si suddivide principalmente in due tipi: la divisione riproduttiva e la divisione tra lavoratori. La prima, è un ingrediente fondamentale per la definizione di *eusocialità* ovvero, il più alto livello di organizzazione sociale esistente nel regno animale, un gruppo eusociale presenta tre caratteristiche:

1. Cooperazione nella cura tra i giovani;
2. Divisione riproduttiva del lavoro;
3. Sovrapposizione di generazioni.

Oltre a questa forma di divisione tra caste esiste un'ulteriore divisione, quella tra sottocaste, ovvero tra i lavoratori che tendono a svolgere compiti specifici per un determinato periodo di tempo, piuttosto che svolgere compiti di ogni tipo continuamente. In questo caso i lavoratori sono divisi per età o sottocaste morfologiche. Le sottocaste di età, corrispondono a individui della stessa specie, che tendono a svolgere gli stessi compiti; questo fenomeno prende il nome di *polietismo*. Tutti i lavoratori che appartengono a caste morfologiche differenti tendono a svolgere compiti differenti. Anche all'interno di una stessa casta, i lavoratori che eseguono lo stesso compito, lo fanno con ritmi e frequenze diverse, si può quindi parlare di comportamenti di caste, per descrivere gruppi di individui che eseguono lo stesso compito in un determinato periodo. Un'aspetto molto interessante è chiamato *plasticità*, e sta ad indicare come la colonia mantenga una solida viabilità, e presenti un'elevata flessibilità, nonostante l'esistenza dei lavoratori che svolgono compiti diversi all'interno della colonia.

4.3 Semplice modello di distribuzione dei compiti in colonie di formiche

Bonabeu, ha sviluppato un modello semplice per la distribuzione dei compiti, basato sulle soglie di risposta degli individui; in sostanza un individuo inizia a svolgere un compito quando il livello degli stimoli, che svolge il ruolo di variabile stigmergica, oltrepassa la sua soglia. Le soglie possono variare da individuo a individuo, ciò mostra le differenze nel modo in cui sono percepite le attività. Quando gli individui specializzati in certi comportamenti hanno basse soglie di risposta, rispetto agli stimoli relativi ad un dato compito, avviene che i compiti associati richiedono un aumento dell'attività, in modo che lo stimolo raggiunga le soglie di altri lavoratori, non specializzati in quel determinato compito. Questo fa sì che anche i lavoratori non specializzati in quel compito, vengano comunque stimolati a svolgerlo. Questo comportamento è stato osservato da Wilson, il quale sperimentò la riduzione del rapporto al di sotto di 1 tra minori e maggiori (ovvero due caste di formiche), osservando il cambiamento del tasso di attività entro un'ora dal cambiamento del rapporto.

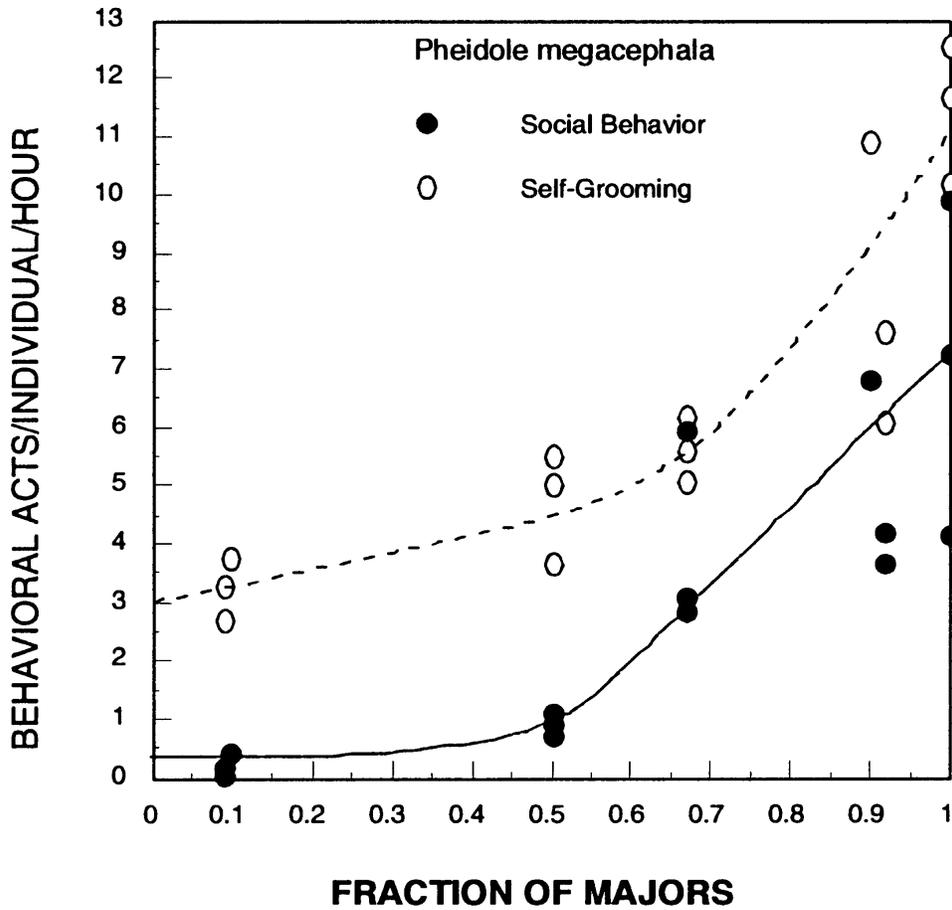


Fig. 7 numero di atti comportamentali di maggiori in funzione della frazione di maggiori nella colonia. I maggiori effettuano sostituzioni efficienti dei minori mancanti

Come si può notare dal grafico, per rapporti di piccole dimensioni c'è un incremento del numero di individui a svolgere una determinata attività, i maggiori si impegnano nello svolgimento dei compiti solitamente svolti da minori (vedi fig . 7).

4.4 Determinazione della soglia di risposta

Definiamo in termini matematici cos'è effettivamente una soglia di risposta. Una soglia di risposta θ , espressa in unità di intensità dello stimolo, è una variabile interna che determina la tendenza di un individuo a rispondere allo stimolo s e eseguire l'attività associata. Praticamente è la probabilità di un individuo a svolgere o no un determinato compito. Precisamente θ è la probabilità di risposta, se $s \ll \theta$ la probabilità di svolgere un compito è vicina a 0, se $s \gg \theta$ la probabilità di svolgere un compito è vicina ad 1; se $s = \theta$, la probabilità di svolgere un compito è esattamente $\frac{1}{2}$. Una rappresentazione parametrica è la seguente:

$$T\theta(s) = \frac{s^n}{s^n + \theta^n}$$

E' quindi probabile che gli individui con un valore minore di θ rispondano ad un livello inferiore di stimolo. Prendiamo il caso in cui ci siano due caste ed un solo compito da svolgere. Tale compito sarà associato ad uno stimolo, che tenderà ad aumentare se non è soddisfatto. Poniamo S_i lo stato di un individuo ($S_i = 0$ inattivo, $S_i = 1$ attivo) e θ_i la risposta alla soglia di i , con $i = 1, 2$. La probabilità che un individuo inattivo inizi a svolgere un compito è data da:

$$P(S_i = 0 \rightarrow S_i = 1) = \frac{s^n}{s^n + \theta_i^n}$$

La probabilità che un individuo esegua un compito dipende da S , dall'intensità dello stimolo associato al compito, che influenza la probabilità di esposizione, e da θ , la probabilità di rispondere allo stimolo associato al compito. La probabilità che un individuo smetta di eseguire un compito, diventando così inattivo, è data da:

$$P(S_i = 1 \rightarrow S_i = 0) = p$$

Dove p è una probabilità per unità di tempo, supposta identica per entrambe le caste, ovvero $p_1 = p_2 = p$. Supponendo p fissato e indipendente dallo stimolo si ha che, $1/p$ è il tempo medio speso da ogni individuo nello svolgimento di un'attività, prima che esso la abbandoni. Se lo stimolo è ancora elevato un individuo che abbandona un'attività può impegnarsi immediatamente. Le variazioni dell'intensità dello stimolo dipendono da

come i compiti vengono eseguiti, se vengono soddisfatti l'intensità dello stimolo decrescerà, altrimenti si avrà un aumento dello stimolo. L'equazione che descrive l'evoluzione dell'intensità dello stimolo S (a tempo discreto) è data da:

$$S(t + 1) = s(t) + \delta - \alpha nact$$

Dove δ è l'incremento, supposto costante, dell'intensità dello stimolo per unità di tempo, $nact$ è il numero di individui attivi, e α è un fattore di forma che misura il decremento di intensità dello stimolo a causa dell'attività di ogni individuo, cioè, l'efficienza di performance individuali.

Simulazione Monte Carlo: è un metodo statistico non parametrico, utile per superare i problemi computazionali legati ai test esatti. E' usato per trarre stime attraverso simulazioni. La simulazione monte carlo calcola una serie di realizzazioni possibili del fenomeno in esame, con il peso proprio della probabilità di tale evenienza, cercando di esplorare in modo denso tutto lo spazio dei parametri del fenomeno. Una volta calcolato questo campione casuale, la simulazione esegue delle "misure" delle grandezze di interesse su tale campione. La simulazione è bene eseguita se il valore medio di queste misure sulle realizzazioni del sistema converge al valore vero. Nella simulazione monte carlo, questo semplice modello a soglia fissa ha mostrato un notevole accordo con i risultati sperimentali, nel caso in cui ci sono due caste, caratterizzate da due diversi valori delle soglie di intervento: quando i minori, con soglie di risposta basse vengono rimossi, i maggiori, con soglie di risposta più alte iniziano ad eseguire le attività normalmente svolte dai minori. La figura seguente (fig. 8) mostra la frazione dei maggiori impegnati nell'esecuzione di compiti, come funzione della frazione dei maggiori nella colonia. Questo modello può essere esteso al caso dove ci sono due o più compiti da eseguire. Da notare che la curva rappresentata da quest'immagine è molto simile a quella osservata da Wilson.

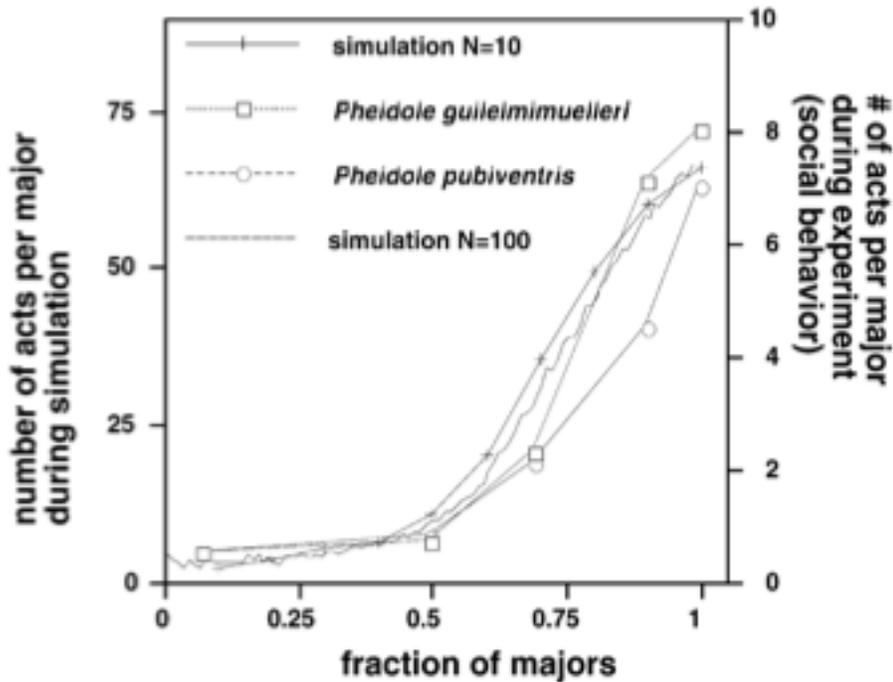


Fig 8 confronto tra dati reali delle formiche e risultati della simulazione. Sull'asse sinistro verticale: numero di formiche per *maggiori* durante la simulazione monte carlo in funzione della frazione f di *maggiori* nella colonia (parametri: $\theta_1 = 8$, $\theta_2 = 1$, $\alpha = 3$, $\delta = 1$, $p = 0.2$). Sull'asse verticale destro: il risultato di Wilson (in scala in modo che le curve del modello e gli esperimenti si trovano all'interno della stessa gamma) numero di comportamenti sociali che agiscono per *maggiori* durante gli esperimenti in *phaidola guileimimuellerei* e *pubiventris phaidole* come funzione della frazione f di *maggiori* nella colonia (da [5], ristampato con il permesso).

Il modello a soglia fissa appena descritto è stato usato per organizzare un gruppo di robot, precisamente di khepera robot. I khepera sono mini robot in grado di muoversi e scambiarsi informazioni. Krieger e Billeter nel loro esperimento hanno progettato un gruppo di khepera per far sì che eseguissero un compito di foraggiamento. I robot dovevano recuperare del cibo (dischi) sparso nell'ambiente e riportarlo al "nido" (gettare i dischi in un cesto). L'energia del gruppo svolge il ruolo di variabile stigmergica che decresce col tempo, e aumenta quando i dischi vengono fatti cadere nel cesto. Ogni robot ha una soglia: quando l'energia della colonia scende sotto la soglia di foraggiamento di un robot, il robot lascia il nido per cercare altro cibo (dischi sparsi) nell'ambiente. Questo esperimento è servito a dimostrare la fattibilità basata sull'approccio della soglia stigmergica di auto-organizzazione in un ambiente semplice. Per esperimenti complessi sono necessari ulteriori esperimenti.

4.5 Assegnazione adattativa dei compiti, modello a soglia variabile

Il modello semplice a soglia di risposta appena visto, presuppone che un lavoratore risponda quando l'intensità dello stimolo oltrepassa la soglia del lavoratore stesso. Questo è un sistema che spiega come la flessibilità collettiva risulti dalla flessibilità di ogni singolo individuo. Tale sistema ha dei limiti, perchè impone che il valore di soglia sia fissato, e questo può valere su piccole scale temporali. Theraulez per superare queste limitazioni ha esteso il modello a soglia fissa, consentendo alle soglie di variare nel tempo: *una soglia diminuisce quando l'attività corrispondente viene eseguita, aumenta quando non viene eseguita*. Questo modello con il rinforzo di soglia è stato applicato da Bonabeu per il problema di recupero adattativo della posta. L'idea è quella di gestire dei postini che devono smistare la posta in una città, con il vincolo che i clienti non devono aspettare più di una data quantità di tempo.

Lo scopo è di assegnare ai postini le diverse richieste della giornata, cercando di mantenere le richieste globali più basse possibili. La probabilità che il postino i , che si trova nella zona z_i , risponde ad una richiesta di intensità s_j nella zona j è data da:

$$p_{ij} = \frac{s_j^2}{s_j^2 + \alpha \theta_{ij}^2 + \beta d_{z_{ij}}^2}$$

dove $\theta_{ij} \in [\theta_{min}, \theta_{max}]$ è la soglia di risposta del postino i alla richiesta dalla zona j , $d_{z_{ij}}$ la distanza tra z_i e j , α e β sono due parametri che modulano la rispettiva influenza di θ e d . Ogni volta che un postino si sposta in una zona j per recuperare la posta, la sua risposta alla soglia viene aggiornata in questo modo:

$$\begin{aligned} \theta_{ij} &\leftarrow \theta_{ij} - \xi_0, \\ \theta_{il} &\leftarrow \theta_{il} - \xi_1, \quad l \in n_j, \\ \theta_{ik} &\leftarrow \theta_{ik} + \phi \quad \text{per } k \neq j \text{ e } k \notin n_j \end{aligned}$$

dove n_j è l'insieme delle zone intorno j , ξ_0 e ξ_1 sono due coefficienti di apprendimento corrispondenti alla nuova zona dove l'agente si è spostato, e ϕ è il coefficiente che dimentica, applicato alle soglie di risposta associate con altre zone. La simulazione è stata eseguita con una griglia di 5x5 zone e 5 postini; ad ogni iterazione la domanda aumenta in 5 zone selezionate a caso su un totale di 50. I postini vengono spazzati a caso e essi stessi

decidono se rispondere ad una richiesta con la probabilità

$$p_{ij} = \frac{s_j^2}{s_j^2 + \alpha \theta_{ij}^2 + \beta d_{zij}^2}$$

vista prima. Se un postino non risponde dopo cinque passate, parte l'iterazione successiva, se invece risponde, non sarà più disponibile per un tempo uguale alla distanza che separa la sua posizione dalla zona in cui proviene la domanda. Una volta che un postino si assegna in una zona, le richieste associate a tale zona si mantengono a 0 (dal momento che, ogni domanda emergente tra il momento della risposta del postino e il suo arrivo nella zona sarà soddisfatta dal postino stesso).

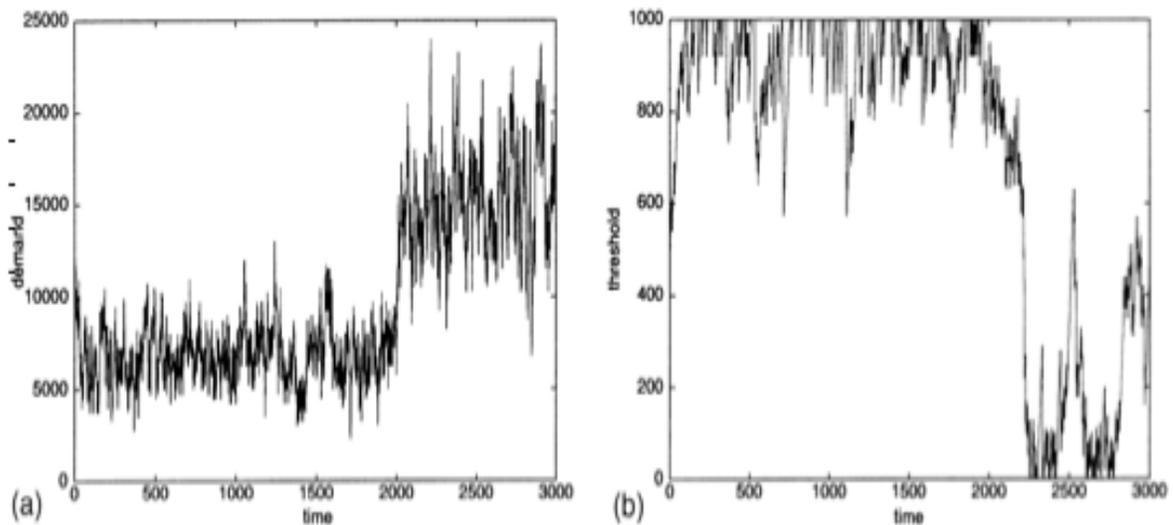


Fig. 9 allocazione di compiti adattativa: risultati della simulazione. (a) richiesta in funzione del tempo (un iterazione ad ogni passo): un postino viene rimosso al tempo $t=2000$. (b) soglia dinamica di un postino particolare rispetto alla zona in cui viene rimosso uno specialista al tempo $t=2000$.

La figura mostra come la domanda aumenta, ma è mantenuta sotto controllo, anche se un postino fallisce la sua esecuzione (vedi fig. 9 a). L'altra figura mostra come la soglia di un postino può variare in funzione del tempo rispetto ad una singola zona (vedi fig. 9 b). Se un postino viene rimosso, un altro postino abbassa la sua soglia rispetto a quella del postino precedente e prende il suo posto. Poichè il carico di lavoro può variare, le soglie di risposta possono anch'esse variare nel tempo, ciò dimostra la flessibilità e la robustezza di questo algoritmo.

4.6 Scelta del nido delle formiche (meccanismi di reclutamento)

Se un nido viene distrutto, o non riesce più a soddisfare i requisiti (dimensione, umidità, temperatura, ecc.), la colonia va a caccia di nuovi possibili luoghi dove poter costruire un nido. Se vengono trovati più luoghi adatti, la colonia deve effettuare una scelta tra le alternative. Questa decisione viene presa a livello collettivo, e viene presa attraverso dei processi di reclutamento. Tali processi sono due:

1. Reclutamento di massa;
2. Rilevamento del quorum.

Reclutamento di massa: il meccanismo è simile a quello usato dalle formiche nella ricerca di cibo; il luogo del nido è selezionato grazie all'amplificazione differenziale del percorso dei feromoni, che porta a posti diversi. La scelta finale della colonia può essere modificata dalla qualità dei siti potenziali. E' interessante notare che la scelta non si basa su un confronto diretto tra le diverse opportunità: di fronte a due luoghi potenziali, solo il 5% delle formiche esploratrici che scopre una delle due alternative visita anche l'altra.

Rilevamento del quorum: è un processo che si svolge in 2 passi: nel primo, le formiche esploratrici che scoprono un posto adeguato, tornano al vecchio nido e reclutano dei compagni conducendo una corsa "tandem", i reclutatori lentamente conducono un reclutamento singolo dal vecchio nido al nuovo. Qui la formica reclutata valuta di per sé le qualità del luogo potenziale prima di assumere un ulteriore compagno conducendo la sua corsa tandem. La qualità del nido modula la durata del periodo di accertamento: il miglior nido è valutato velocemente. Si induce quindi un flusso di traffico che cresce rapidamente. Grazie a questa modulazione il numero delle formiche nei diversi siti potenziali diverge lentamente. Appena un luogo raggiunge il "quorum", avviene un cambiamento nel comportamento di reclutamento; da una corsa tandem si passa al trasporto diretto, semplicemente portando i compagni dal vecchio al nuovo nido. Questo reclutamento di trasporto diretto è tre volte più veloce di quello fatto in tandem. L'amplificazione della scelta iniziale è così importante che il vecchio nido viene spostato nel posto nuovo prima che altri siti potenziali raggiungano il quorum. Negli esempi appena descritti, modulazioni di comportamenti individuali dovuti da fattori interni o esterni alla colonia, modificano profondamente il risultato a

livello collettivo. Nel reclutamento di massa la modulazione tramite rilascio di feromoni, fa sì che la colonia “nel suo complesso” confronti le differenti opportunità e scelga il luogo migliore, mentre un piccolo numero di formiche realmente visita tutte le alternative. Senza la modulazione tramite feromoni la colonia potrebbe scegliere, ma solo in modo casuale. Nel rilevamento del quorum la modulazione del comportamento di reclutamento, per numero di compagni nel nuovo nido, è una parte essenziale del meccanismo decisionale: fornisce il processo di amplificazione richiesto per prendere una decisione una volta che il sito è stato valutato e approvato da un numero sufficientemente ampio di compagni. E' interessante notare che questo meccanismo di amplificazione può essere modulato anche adattando il processo decisionale della colonia a differenti condizioni ambientali. Decrementando il valore del quorum, queste formiche sono in grado di accelerare la scelta di un nido, se è necessario emigrare velocemente. Viceversa se non ci sono pressioni, questa specie incrementa il valore del quorum e quindi fanno un confronto più preciso tra i nidi.

4.7 Raggruppamento di cadaveri nelle formiche

E' noto che molte specie di formiche organizzano cimiteri, tale fenomeno è stato studiato in diversi esperimenti, dove si è osservata la tendenza ad aggregare corpi di lavoratori esanimi.

La seguente immagine (fig. 10) mostra un esperimento effettuato in una piccola arena circolare, se ci sono cadaveri distribuiti casualmente nello spazio, i lavoratori tenderanno a raccogliarli formando dei gruppi in poche ore. Se l'arena non è abbastanza grande, o se contiene eterogeneità spaziali, i gruppi tenderanno a formarsi lungo i bordi dell'arena o lungo tali diversità. Il meccanismo fondamentale alla base di questo fenomeno è un'attrazione tra i cadaveri mediata dai lavoratori:

piccoli gruppi di elementi crescono attraendo i lavoratori a depositare più elementi. Come si può ben notare, questo feedback positivo porta alla formazione di gruppi sempre più grandi. In questo caso è proprio la distribuzione stessa a svolgere il ruolo di variabile stigmergica.

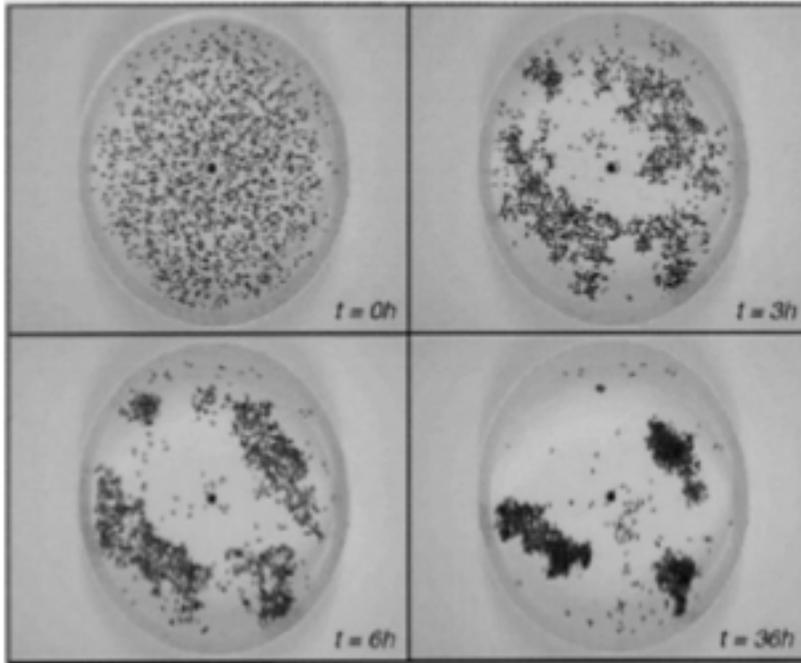


Fig. 10 comportamento reale di raggruppamento di formiche. La figura mostra quattro immagini successive di un arena circolare. Da sinistra a destra e dal basso all'alto: lo stato iniziale, dopo 3, 6 e 36 ore rispettivamente.

È interessante notare che in presenza di un flusso d'aria continuo a bassa velocità, la forma dei raggruppamenti cambia drasticamente (da una forma quasi circolare diventa ellittica),

i cumuli sono allungati e creano “pareti parallele” nella stessa direzione del vento (vedi fig. 11).

Si noti che il flusso d'aria è troppo debole per spostare un corpo solo, quindi non è sufficiente a spiegare l'allungamento dell'intero mucchio, qualcosa deve essere cambiato nel comportamento dei trasportatori.

In base a studi è stato dimostrato che la probabilità di raccogliere un corpo da un mucchio, cresce con la velocità del flusso d'aria, mentre la probabilità di cedere un corpo diminuisce se il flusso d'aria è basso. Questo sta a significare che le formiche tendono a trasportare tutti i cadaveri in zone a bassa velocità del vento. Diversi risultati sono stati trovati anche in relazione a come i mucchi cambiano la velocità del vento intorno a loro: lo rallentano sul lato rivolto verso il vento (lato anteriore) e nel lato sottovento, mentre, lo accelerano sugli altri lati. Insieme ai risultati precedenti questo spiega perché i mucchi di cadaveri si allungano nella stessa direzione del vento:

l'amplificazione del raggruppamento è più forte nella parte anteriore e nel lato sottovento delle pile, di conseguenza, un mucchio crescerà da questi due

lati e verrà allungato nella stessa direzione del vento; questo esempio illustra la *modulazione di un comportamento auto-organizzato* da fattori esterni alla colonia, mediante la modifica del comportamento individuale. Le formiche aggregano cadaveri in mucchi che localmente modificano il flusso d'aria, questa modifica provoca una modulazione delle probabilità individuali di raccogliere e rilasciare cadaveri intorno ai mucchi. Il risultato è la comparsa di nuove strutture spaziali (vedi fig. 11).

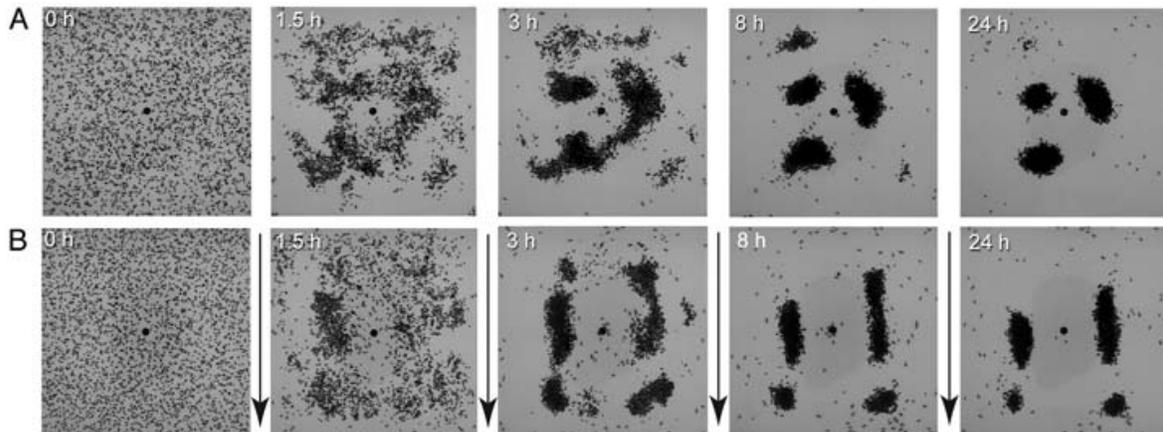


Fig. 11 dinamiche spatio-temporali di raggruppamento di cadaveri della specie *sanctus messor* senza (a) e con (b) le correnti d'aria. I punti neri sono cadaveri delle formiche e le frecce nere indicano la direzione del flusso d'aria.

Deneubourg ha proposto un modello per spiegare il fenomeno del raggruppamento di cadaveri. In questo modello chiamato modello base, l'idea è quella che elementi isolati dovrebbero essere presi e buttati in altri posti dove sono presenti più oggetti dello stesso tipo. Supponiamo che ne esista solo uno, la probabilità che una formica raccolga un elemento è data da:

$$pP = \left(\frac{k_1}{k_1 + f}\right)^2$$

la probabilità di raccolta dunque è alta se la frequenza di oggetti di un certo tipo è bassa; ciò significa che se la formica si imbatte in un oggetto isolato dagli altri la probabilità di raccogliarlo sarà molto alta. Contrariamente la probabilità di rilascio è data da:

$$pD = \left(\frac{f}{k_2 + f}\right)^2$$

dove k_2 è un'altra soglia costante: per $f \ll k_2$, p_d è vicina a 1. Il modello base può essere facilmente esteso al caso in cui siano presenti più tipi di elementi. Consideriamo il caso in cui siano presenti due diversi tipi a e b . Il principio è lo stesso, in questo caso però al posto di f si avrà f_a e f_b , le rispettive frazioni di elementi dei tipi a e b . La figura seguente (vedi fig. 12) mostra una simulazione di questo tipo di distribuzione con due elementi.

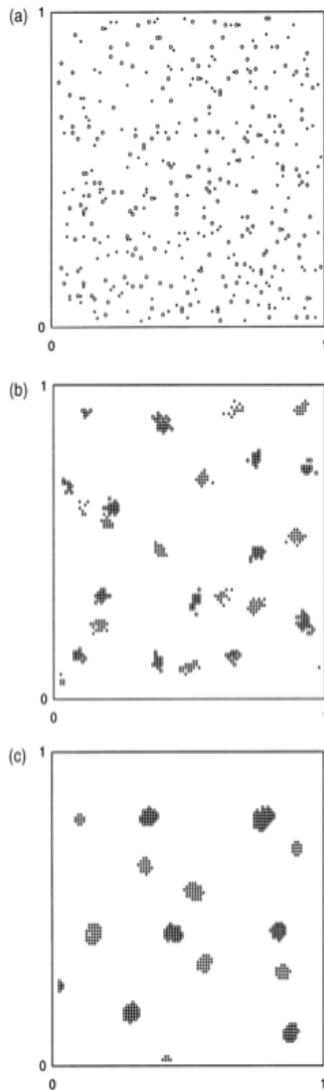


Fig. 12 simulazione del modello di ordinamento. (a) Distribuzione spaziale iniziale di 400 elementi per 2 tipi, denotati da \circ e $+$, su una griglia di 100×100 ; (b) distribuzione spaziale a $t=500000$; e (c) a $t=5000000$. Parametri: $T=50$, $k_1=0.1$, $k_2=0.3$, 10 formiche (da [2] ristampato con i permessi della Oxford University).

5 Algoritmi di swarm intelligence

Euristica e metaeuristica

Si definisce procedimento euristico un metodo di approccio alla soluzione di problemi che non segue un chiaro percorso, ma che si affida all'intuito e allo stato temporaneo delle circostanze al fine di generare nuova conoscenza (è opposto al procedimento algoritmico). È un processo che si sviluppa su se stesso, sul proprio modo di agire; favoriscono la continua verifica di ciò che si sta mettendo in atto al fine di migliorare.

La metaeuristica è un metodo euristico per la soluzione di una classe molto ampia di problemi computazionali, che combina diverse procedure a loro volta euristiche, con l'obiettivo di ottenere una procedura più robusta ed efficiente.

Algoritmi Euristici Costruttivi

Questi algoritmi partono da una soluzione vuota e utilizzano la conoscenza specifica del problema (l'euristica), per determinare iterativamente i nuovi elementi da aggiungere nella soluzione fino ad ottenerne una completa. Un esempio sono gli algoritmi Greedy, relativi al problema del commesso viaggiatore (aggiungono la città più vicina).

Nel seguente capitolo verranno illustrati esempi significativi, e verrà approfondito il problema del commesso viaggiatore.

5.1 Cos'è un agente

Per **agente** si intende una qualunque entità in grado di percepire l'ambiente che lo circonda attraverso dei sensori e di eseguire delle azioni attraverso degli attuatori. Ad esempio in un essere umano alcuni sensori sono gli occhi e le orecchie, mentre gli attuatori possono essere le mani, i piedi o più in generale i muscoli (vedi fig. 13).

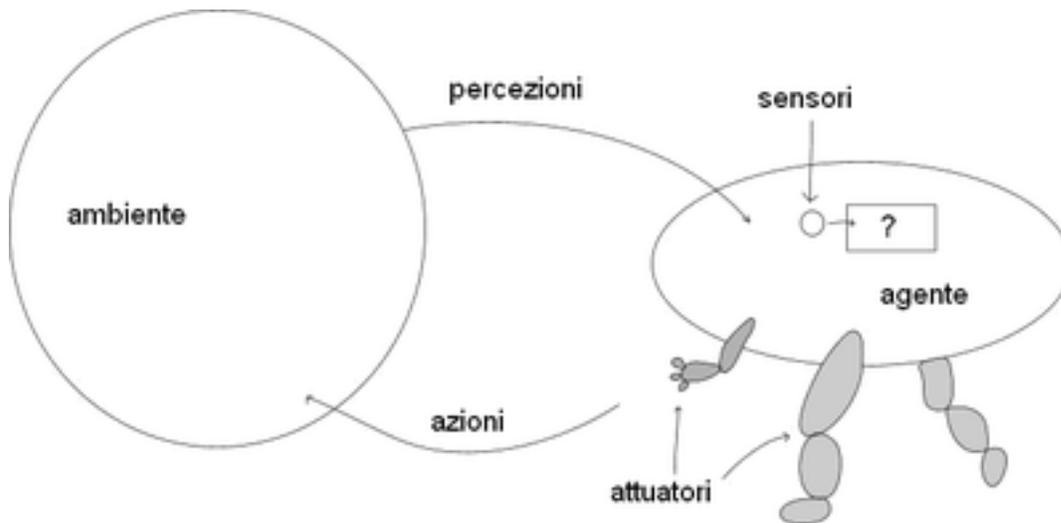


Fig. 13 interazione di un agente intelligente con l'ambiente esterno

Nel campo dell'intelligenza artificiale, un obiettivo fondamentale è la realizzazione degli **agenti intelligenti** (o **agenti razionali**). Nella fattispecie un agente si definisce intelligente se *fa la cosa giusta al momento giusto*. Per stabilire se un agente fa la cosa giusta al momento giusto, occorre fornire una misura delle prestazioni. E' importante definire il *come* e il *quando* eseguire la valutazione delle azioni. Perciò è necessario un modello di successo, stabilito a priori, con il quale confrontare i risultati ottenuti. Supponiamo di avere diversi agenti che risolvono tutti una copia dello stesso puzzle. In questo caso una misura del successo potrebbe essere il numero di pezzi incastrati assieme (definizione del *come*). Se eseguiamo i test sulle prestazioni dopo pochi minuti, otteniamo risultati migliori per gli agenti

che iniziano veloci, mentre su quelli eseguiti dopo un'ora, risulterà che alcuni agenti (quelli partiti più lentamente), hanno completato una porzione maggiore del puzzle (definizione del *quando*). Possiamo quindi definire il comportamento di un *agente razionale ideale* come quello che, sulla base delle sue percezioni e di eventuali conoscenze predefinite, compie un'azione con lo scopo di massimizzare la misura delle prestazioni. Questo include anche il compiere azioni per acquisire informazioni utili, cioè acquisire conoscenza. In generale la struttura di un agente è la seguente:

$$\text{Agente} = \text{software} + \text{architettura}$$

dove l'architettura è solitamente composta dall'hardware che compone l'agente, cioè da ciò che fisicamente esegue i calcoli, ad esempio un normale computer o un robot. L'algoritmo è un programma che “guida” le azioni dell'agente e che viene eseguito dall'architettura. In questo capitolo andremo ad analizzare i vari paradigmi di sciami intelligenti proposti in letteratura, che prendono spunto dai cosiddetti algoritmi di colonie di formiche (*ant colony algorithms*).

5.2 Sistema di formiche e problema del commesso viaggiatore

Il sistema formica (Ant System) fu il primo algoritmo ispirato al comportamento nella ricerca di cibo delle formiche, applicato a problemi di ottimizzazione discreta. L'idea di base prende spunto dall'organizzazione di una colonia, come precedentemente spiegato, in cui vengono usati i meccanismi di feedback positivi come “feromoni virtuali”, per rafforzare le parti che contribuiscono alla soluzione del problema. I feedback negativi invece per evitare la convergenza verso soluzioni non idonee, vengono simulati introducendo una componente temporale nell'algoritmo. Il

problema scelto per il primo esperimento fu quello del commesso viaggiatore, in cui si deve scegliere un percorso chiuso di lunghezza minima che collega n città date e una città dev'essere visitata una sola volta; poniamo d_{ij} la distanza tra le città c_i e c_j . Il problema può essere definito nello spazio euclideo (in questo caso d_{ij} è semplicemente la distanza euclidea tra la città i e la città j) o può essere definita più genericamente su un grafico $G = (V, E)$, dove le città sono i vertici (V) e le connessioni tra le città sono i bordi del grafico (E). Nel sistema di formiche, le formiche costruiscono soluzioni in parallelo, visitando in sequenza le città del grafico. Su ciascun bordo (i,j) del grafico del problema del commesso viaggiatore, viene mantenuto un feromone artificiale $\tau_{ij}(t)$. I valori $\tau_{ij}(t)$ vengono usati dalle formiche per dirigere il loro modo di costruire il percorso. Vengono aggiornati mediante una procedura di rinforzo: una volta che una formica completa il percorso, aggiorna i bordi che ha attraversato con l'aggiunta di una quantità di feromoni proporzionali alla qualità del tour. Più formalmente all'iterazione t (il contatore iterazione viene incrementato di 1 quando tutte le formiche hanno completato il tour), dopo il percorso $T_k(t)$, la k -esima formica rilascia una quantità di feromone $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ di feromoni su ogni bordo (i,j) , appartenente al tour $T_k(t)$;

$\Delta\tau_{ij}^k(t)$ è funzione della lunghezza L_k del tour $T_k(t)$:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L_k & \text{Se } (i,j) \in T_k(t) \\ 0 & \text{Se } (i,j) \notin T_k(t) \end{cases}$$

dove Q è un parametro regolabile. Le formiche costruiscono soluzioni usando regole di transizione probabilistiche. La probabilità $p_{ij}^k(t)$ con cui una formica k nella città i all'iterazione t sceglie j come prossima città dove andare è funzione di:

- se la città j è stata visitata oppure no. Per ogni formica viene mantenuta una lista che contiene tutte le città che tale formica ha già visitato, al fine di evitare che una città venga visitata più volte; la lista cresce finchè il tour non viene completato, e viene svuotata alla fine dell'iterazione; chiamiamo $jk(i)$ la lista di città che rimangono da visitare alla formica k quando la formica k è nella città i .
- una misura euristica η_{ij} della desiderabilità di aggiungere bordi (i,j) alla soluzione in costruzione. Nel problema del commesso viaggiatore un'euristica ragionevole $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$, cioè l'inverso della distanza tra le

città i e j .

- la quantità $\tau_{ij}(t)$ di feromoni artificiali sul bordo di collegamento i e j .

Formalmente $p_{ij}^k(t)$ è dato da :

$$\frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta}{\sum_{l \in Jk(i)} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}]^\beta} \quad \text{se } j \in Jk(i)$$

$$p_{ij}^k(t) =$$

$$0$$

$$\text{se } j \notin Jk(i)$$

dove α e β sono due parametri regolabili che controllano la relativa influenza di feromoni del percorso $\tau_{ij}(t)$ e la desiderabilità euristica η_{ij} . Se $\alpha = 0$, le città più vicine hanno maggiori probabilità di essere selezionate: ciò corrisponde ad un algoritmo stocastico (con più punti di partenza dato che inizialmente le formiche sono distribuite casualmente nelle città). Al contrario se $\beta = 0$, c'è solo amplificazione di feromoni: questo metodo condurrà il sistema ad una situazione di fermo, cioè una situazione in cui tutte le formiche generano lo stesso risultato, un percorso sub-ottimale. Lo scambio tra la lunghezza dei bordi e l'intensità del percorso sembra essere necessaria. Infine è necessario tener conto dell'evaporazione dei feromoni. Siccome l'esplorazione iniziale dello spazio di ricerca è casuale, i valori dei feromoni, relativi ai percorsi iniziali, non sono molto informativi, è necessario quindi attuare una procedura che dimentichi lentamente questi valori iniziali, in modo tale da permettere alle formiche di spostarsi verso soluzioni migliori.

Il decadimento dei feromoni viene implementato con l'introduzione di un *coefficiente di evaporazione* ρ , $0 < \rho \leq 1$, tale che

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t)$$

dove

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta_{\tau_{ij}}^k(t) = (t)$$

e m è il numero di formiche. La quantità iniziale di feromoni sui bordi si assume essere una piccola costante c (cioè c 'è una distribuzione omogenea di feromoni per $t=0$). Il numero di formiche totali (supposto costante) indicato con m , è un parametro importante in quanto, se il numero di formiche è basso, non si ha l'effetto che ci si aspetta di cooperazione, a causa dell'evaporazione dei feromoni. Contrariamente, troppe formiche risultano essere meno efficienti per il sistema a livello computazionale: la qualità dei risultati ottenuti dopo un certo numero di iterazioni non migliora in modo significativo ma, a causa di un numero di formiche elevato, richiede più tempo per eseguire un algoritmo di iterazione. Dorigo suggerisce che $m = n$, cioè tante formiche quante sono le città nel problema, è un buon compromesso. Nonostante i risultati ottenuti non siano i migliori in assoluto, i sistemi di formiche si confrontano bene rispetto altri metodi metaeuristici di vario utilizzo.

5.3 Ottimizzazione tramite colonia di formiche

Lo studio degli sciami intelligenti, ha portato alla formazione dell'algoritmo ACO (Ant Colony Optimization), introdotto per la prima volta nel 1992 da Marco Dorigo. Viene utilizzato per la risoluzione di problemi di computazione complessa. Gli algoritmi di ottimizzazione a colonie di formiche, possono essere usati per trovare possibili percorsi di costo minimo in un grafico $G = (C, L, W)$, dove la fattibilità è definita rispetto ad un insieme Ω di vincoli. Il grafico $G = (C, L, W)$ e i vincoli Ω sono definiti come segue: $C = \{ c_1, c_2, \dots, c_n \}$ è un insieme finito di *elementi problematici*, $L = \{ l_{c_i c_j} \mid c_i, c_j \in C \}$ un insieme finito di possibili *connessioni* tra gli elementi di C , W un insieme di pesi associati ai componenti C o alle connessioni L o ad entrambi, e $\Omega(C, L, \theta)$ è un insieme finito di *vincoli* assegnati sugli elementi C ed L (θ indica che l'insieme dei vincoli può variare nel tempo). Nell'esempio visto prima, quello del commesso viaggiatore, C è l'insieme delle città, L l'insieme degli archi che connettono le città, W la lunghezza dei bordi in L , e i vincoli Ω impongono

che in ogni soluzione fattibile, ogni città appaia una sola volta. Un percorso fattibile su G è chiamato soluzione ψ , e un percorso di costo minimo è una soluzione ottimale, ed è indicata con ψ^* ; $f(\psi)$ è il costo della soluzione ψ , e $f(\psi^*)$ il costo della soluzione ottimale. Nel problema del commesso viaggiatore la soluzione ψ è un circuito Hamiltoniano e ψ^* è il circuito hamiltoniano più breve.

Ciclo hamiltoniano: dato un grafo $G:=(V, E)$, si definisce ciclo hamiltoniano un cammino ciclico in un grafo che tocca tutti i vertici del grafo una e una sola volta. Negli algoritmi di ottimizzazione di colonie di formiche, una colonia di formiche contemporaneamente, in modo asincrono e incrementale, crea soluzioni del problema definite da G e Ω . Ogni k formica inizia con una soluzione parziale $\psi_k(1)$ che consiste di un elemento e aggiunge componenti $\psi_k(h)$ fino che non viene raggiunta una soluzione fattibile ψ , dove h è il numero di passi del contatore. I componenti da aggiungere a $\psi_k(h)$ sono scelti stocasticamente in un quartiere opportunamente definito dall'ultimo componente aggiunto $\psi_k(h)$. La scelta stocastica delle formiche viene effettuata mediante l'applicazione di una politica di decisione locale stocastica, che fa uso delle informazioni disponibili presso i vertici già visitati in precedenza. Una volta che una formica ha costruito una soluzione, o durante la fase di costruzione, la formica valuta la soluzione (parziale) e aggiunge feromoni, cioè, informazioni riguardanti la qualità della soluzione trovata (parziale), sui componenti o sulle connessioni utilizzate. Queste informazioni date dai feromoni dirigeranno la ricerca delle formiche nelle iterazioni seguenti. Accanto all'attività delle formiche questi algoritmi includono una procedura `pheromone_evaporation()` e una procedura facoltativa `daemon_action()`. L'evaporazione dei feromoni, come nel caso dei sistemi di formiche, è il processo mediante il quale il sentiero di feromoni diminuisce automaticamente nel tempo. Le azioni "demone" possono essere usate per implementare azioni centralizzate, che non possono essere eseguite da singole formiche. Ad esempio la raccolta di informazioni globali, che possono essere utilizzate per decidere se è utile oppure no depositare feromoni supplementari, per spingere il processo di ricerca da una prospettiva non locale.

Come esempio pratico il demone può osservare il percorso trovato da ogni singola formica nella colonia, e scegliere di depositare feromoni extra sui bordi seguiti dalla formica che ha fatto il percorso minore. Nella maggior parte delle applicazioni di problemi di ottimizzazione combinatoria, le procedure *ants_activity()*, *pheromone_evaporation()*, e *daemon_actions()* vengono programmate in sequenza (vedi fig. 14). Tuttavia la decisione su come sincronizzare queste procedure è lasciata agli utenti.

```

procedure ACO metaheuristic
  while end condition not satisfied do
    schedule_activities
      ants_activity()
      pheromone_evaporation()
      daemon_actions()
    end schedule_activities
  end while
end ACO metaheuristic

```

Fig. 14. bozza di una metaeuristica aco

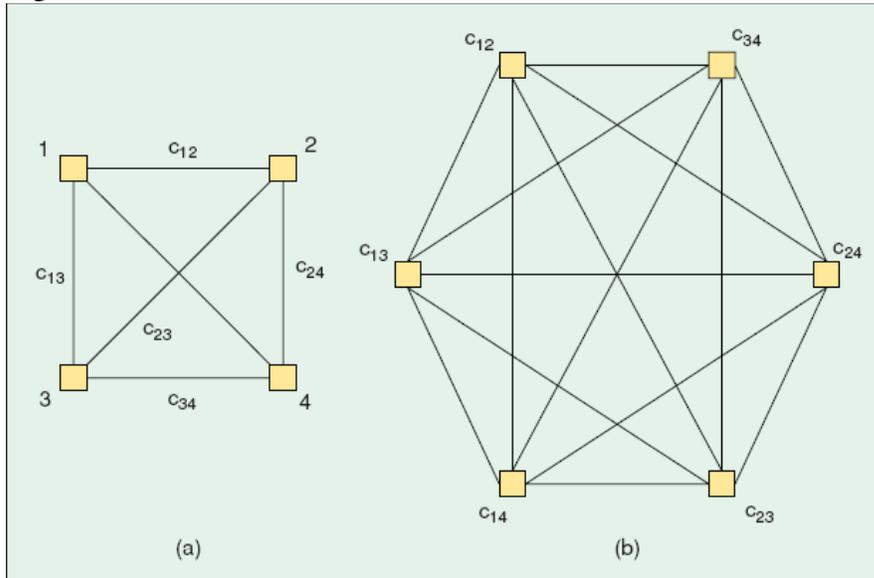


Fig. 15 esempio di possibili grafici di costruzione per un TSP a 4 città (a) e 6 città (b), dove i componenti sono associati agli archi (a) o ai vertici (b) del grafico.

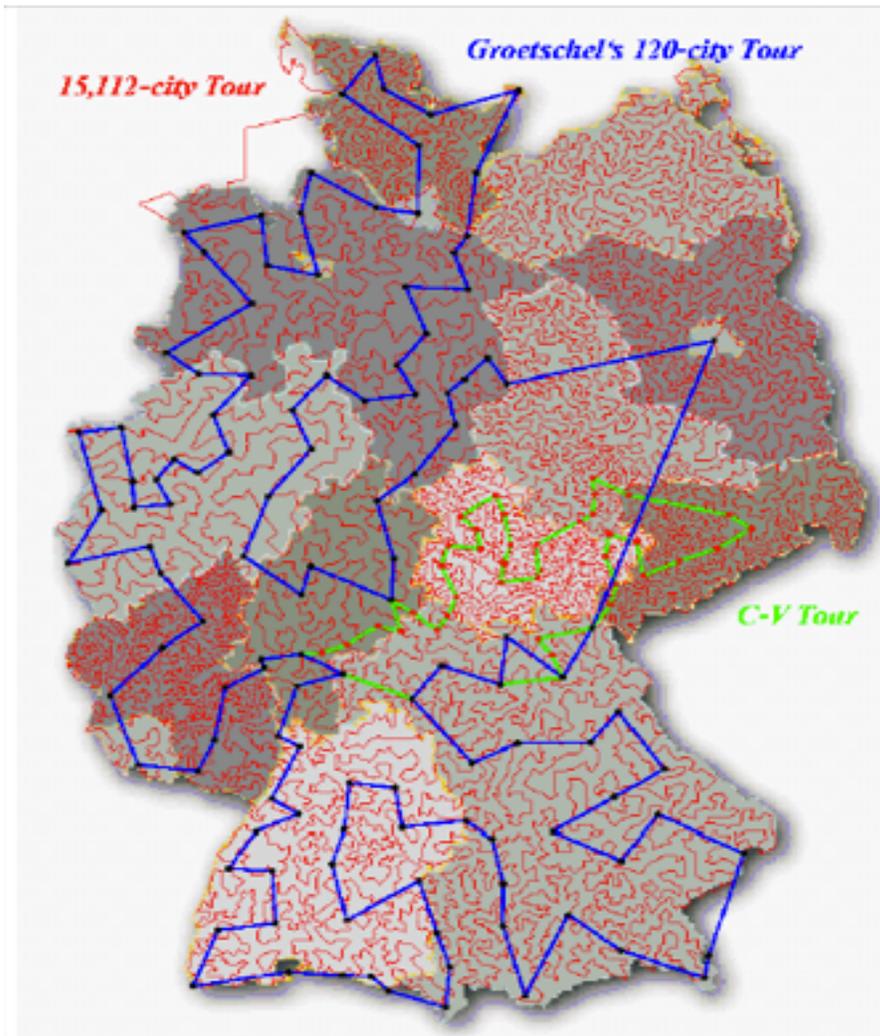


Fig. 16 quest'immagine mostra un esempio di ottimizzazione tramite colonia di formiche applicato al problema del commesso viaggiatore.

5.4 Ottimizzazione a sciame di particelle

L'ottimizzazione a sciame di particelle (Particle Swarm Optimization), è una tecnica di ottimizzazione stocastica basata sulla popolazione, sviluppata da Eberhart e Kennedy nel 1995. È un metodo euristico di ricerca ed ottimizzazione, ispirato dal comportamento sociale di stormi di uccelli e banchi di pesci; gli individui seguono un comportamento molto semplice: emulano il successo degli individui vicini. Gli stormi di uccelli stanno insieme, si coordinano quando devono cambiare direzione, evitando collisioni con ostacoli e tra di loro. I banchi di pesci si comportano in modo simile, e gli esseri umani hanno gli stessi problemi nel controllo del traffico aereo e navale ecc, anche se al contrario della specie animale, questi ostacoli vengono risolti con l'ausilio della comunicazione e di strutture di coordinazione centrali, tutte cose che non sono disponibili per pesci e uccelli. Ogni uccello o pesce segue tre semplici regole:

- Mantiene una specifica distanza minima dall'oggetto o da altri uccelli più vicini;
- Uguaglia la velocità con gli uccelli vicini;
- Sta vicino al centro dello stormo.

Lo stormo (o il banco) è una struttura auto-vincolante alla quale tutte le azioni individuali rispondono simultaneamente e cambiano la struttura generale dello stormo. Sebbene ogni uccello o pesce sente solo i movimenti dei suoi pari più vicini, le sue reazioni a questi movimenti si propagano alle altre entità della struttura, in questo modo il sistema come insieme, esibisce una coordinazione globale. Tale ottimizzazione, condivide molte analogie con le tecniche di calcolo evolutivo, quali gli algoritmi genetici.

Il sistema viene inizializzato con una popolazione di soluzioni casuali e ricerca quella ottimale aggiornando le generazioni. Tuttavia a differenza degli algoritmi genetici, nell'ottimizzazione per sciame di particelle non ci sono operatori di evoluzione come crossover e mutazione. In questa ottimizzazione, le soluzioni possibili chiamate particelle, volano attraverso lo spazio del problema seguendo le particelle attuali ottimali. Ad ogni interazione l'algoritmo identifica un nuovo candidato nello spazio del problema considerato, e lo fa in riferimento ad una specifica misura di qualità chiamata *fitness*. L'ottimizzazione con sciame di particelle consente l'esplorazione di grandi spazi di soluzioni, data la struttura dell'algoritmo non c'è alcuna garanzia che la soluzione ottima verrà mai trovata. Questo tipo di ottimizzazione, utilizza una popolazione di soluzioni candidate, dette

particelle, che si spostano nello spazio di ricerca sulla base di semplici formule, che tengono in considerazione la loro velocità di spostamento corrente, le loro conoscenze dello spazio di fitness (la miglior soluzione trovata finora) e la conoscenza condivisa (la miglior soluzione generale identificata). L'algoritmo consente di pesare le componenti e utilizza delle piccole distorsioni casuali, per minimizzare la possibilità di intrappolamento dei minimi locali. Un modello semplice usa le seguenti regole:

1. Separazione: evitare la collisione con i vicini (repulsione a corto raggio);
2. Allineamento: puntare verso la posizione media dello stormo;
3. Coesione: puntare verso la posizione media dei vicini (attrazione a lungo raggio)

Una particella i in un tempo t , assume una posizione e una velocità; esiste una funzione detta di fitness che valuta la qualità della posizione delle particelle. Ogni particella ha una memoria in cui tiene traccia della migliore posizione raggiunta, ed è in grado di sapere quindi quale sia la migliore posizione assunta dai propri vicini (comunicazione tra particelle). Obiettivo iniziale: simulare la coreografia di uno stormo di uccelli a prova di collisione; l'ottimizzazione a sciame di particelle a "migliore locale", utilizza una struttura di comunicazione ad anello, dove ogni particella comunica con un sottoinsieme di vicini. La componente sociale, riflette l'informazione scambiata tra i vicini, evidenziando la natura locale del sistema. Nonostante esistano strategie basate sulla similarità spaziale, i vicini di ogni particella vengono tipicamente scelti in base ai loro indici. Le ragioni che spingono a far questo sono essenzialmente due:

1. Si riduce la complessità computazionale, poichè non è necessario calcolare la distanza euclidea tra tutte le coppie di particelle;
2. Si favorisce la diffusione dell'informazione a tutte le particelle, indipendentemente dalla loro posizione nello spazio di ricerca.

Bisogna inoltre notare che i sottoinsiemi di comunicazione si sovrappongono; una particella può essere membro di diversi sottoinsiemi favorendo l'interconnessione e lo scambio d'informazione tra questi. Ciò consente allo sciame di convergere verso un unico punto, che corrisponde all'algoritmo globale del problema. L'ottimizzazione a sciame di particelle a "migliore globale", può essere visto come un caso speciale di quella a "migliore locale". Le due versioni appena discusse sono simili nel senso che entrambe convergono verso la migliore posizione trovata dallo sciame.

Le differenze tra i due approcci sono essenzialmente due e riguardano la loro convergenza:

1. Grazie all'interconnessione tra tutte le particelle, l'ottimizzazione a "migliore globale" converge più velocemente. Tuttavia questa maggiore velocità di convergenza si paga in termini di minore esplorazione.
2. L'ottimizzazione locale invece è meno soggetta a rimanere intrappolata in un minimo locale.

Aspetti algoritmici importanti

Ci sono degli aspetti algoritmici importanti che riguardano sia l'ottimizzazione locale sia quella globale e sono:

- *Inizializzazione*: il primo passo consiste nel creare lo sciame, inizializzando le particelle e i parametri di controllo
 1. I coefficienti di accelerazione, le velocità iniziali, le posizioni iniziali e le migliori posizioni iniziali di ciascuna particella, sono tutti parametri che devono essere specificati;
 2. Le posizioni delle particelle vengono solitamente inizializzate in modo tale da coprire uniformemente lo spazio di ricerca.
 3. E' importante notare che l'efficienza è influenzata dalla diversità dello sciame iniziale, ovvero dalla qualità della distribuzione delle particelle nello spazio.
 4. Difficilmente si troverà una soluzione ottimale di un problema se questo cade in una regione non inizialmente coperta.
- *Condizione di uscita/stop*: criterio utilizzato per terminare il processo di ricerca. Nella scelta vanno considerati due fattori:
 1. La condizione di uscita non deve causare una convergenza prematura, altrimenti si otterrebbe una soluzione sub-ottima;
 2. La condizione di uscita dovrebbe evitare valutazioni inutili della funzione obiettivo; se il criterio richiede frequenti valutazioni della funzione di fitness, la complessità del processo di ricerca potrebbe aumentare notevolmente.

Le condizioni di uscita più comuni sono:

1. Terminazione dopo un numero massimo di passi, o di valutazioni della funzione;
2. Terminazione a soluzione trovata;

3. Terminazione dovuta all'impossibilità di avere miglioramenti, dopo un numero fissato di passi.

La convergenza dell'ottimizzazione a sciame di particelle dipende dalla struttura di comunicazione utilizzata.

Se la rete sociale è fortemente connessa, gran parte degli individui sono in grado di comunicare tra di loro con la conseguenza che, l'informazione si espande rapidamente all'interno della rete, in poche parole si ha una maggiore velocità di convergenza. Una struttura che converge rapidamente però è più suscettibile a cadere in minimi locali, viceversa l'utilizzo di una rete meno connessa consente di esplorare più accuratamente lo spazio di ricerca.

Le strutture di comunicazione più comuni sono (vedi fig. 17):

- Struttura sociale a stella: tutte le particelle sono connesse;
- Struttura sociale ad anello: ogni particella può comunicare con i suoi vicini immediati;
- Struttura sociale a ruota: dove gli individui in un gruppo sono isolate l'uno all'altro. In questo caso una particella funge da punto focale e tutta l'informazione viene scambiata attraverso questa;
- Struttura sociale a piramide: forma un wire-frame tridimensionale;
- Struttura sociale four cluster;
- Struttura sociale di Von Neumann: le particelle sono connesse in una struttura a griglia.

La strategia PSO è utilizzata in applicazioni pratiche come le reti neurali artificiali, modelli di evoluzione grammaticale e distribuzione di energia elettrica. Altre applicazioni riguardano il controllo di veicoli militari senza pilota (uav o droni) e l'uso di nanobots nella medicina.

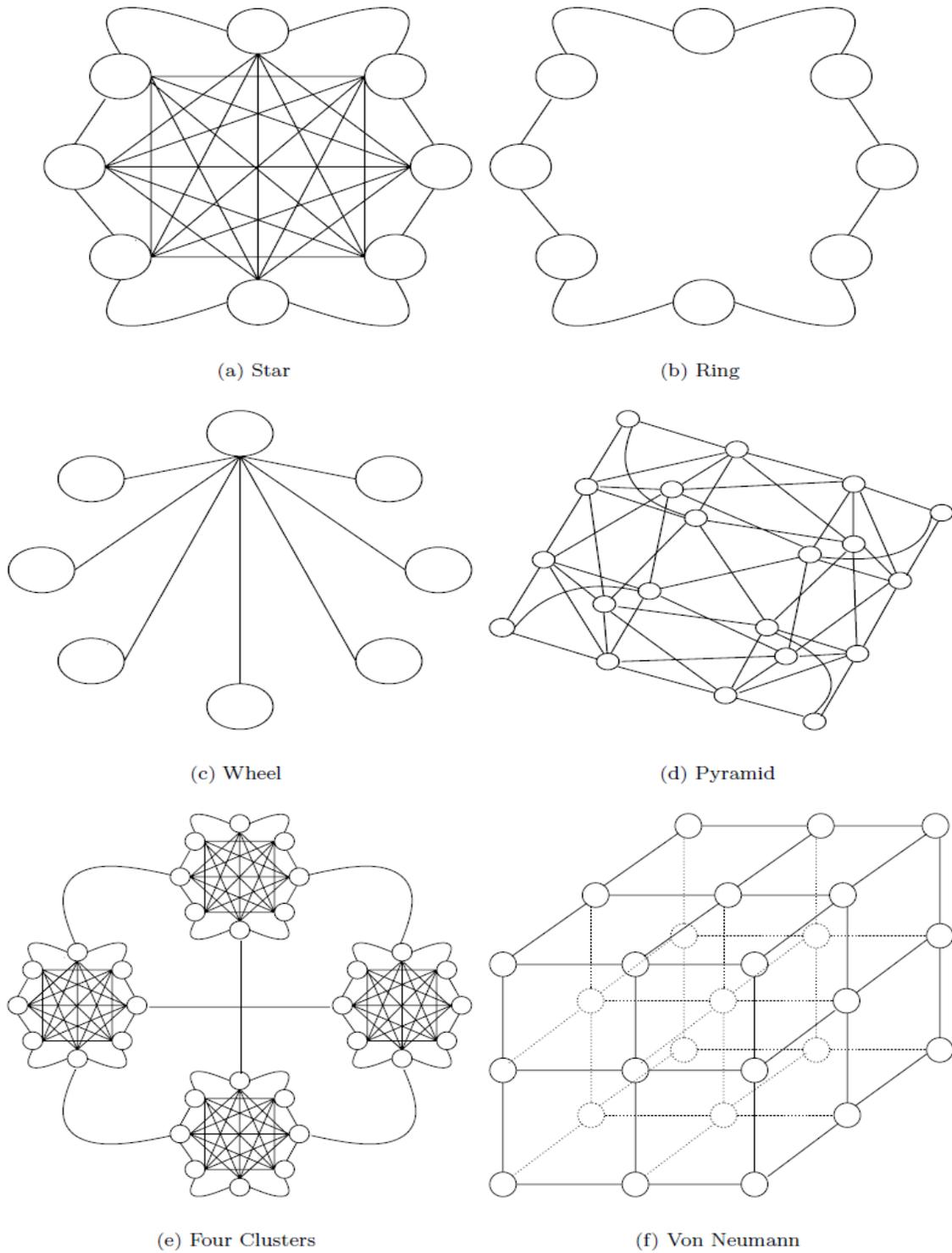


Fig. 17 rappresentazione di strutture sociali più comuni. a) stella, b) anello, c) ruota, d) piramide, e) four clusters, f) Von Neumann.

5.5 Ottimizzazione a stormi di storni

L'ottimizzazione a stormi di storni è una metaeuristica ispirata al volo degli uccelli, fa parte delle macroclassi di algoritmi degli sciame intelligenti. Tale algoritmo segue il comportamento sociale del volo degli uccelli. Questa regola suggerisce che, gli uccelli in volo mediano la propria velocità rispetto a sette individui scelti a caso nello stormo. Sono presenti un gruppo di individui, detti particelle, che si muovono attraverso due formule, la prima riguarda l'aggiornamento della velocità di ogni individuo, la seconda il semplice aggiornamento della velocità:

1)

$$v_{\text{new}} = w * v_{\text{old}} + \Lambda 1 * (p - x_{\text{old}}) + \Lambda 2 * (g - x_{\text{old}}) + \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{k=1}^N v_k$$

2)

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \Lambda 3 * v_{\text{new}}$$

La prima formula è uguale alla regola di aggiornamento dell'ottimizzazione a sciame di particelle. Condivide il nucleo di tutti gli algoritmi di sciame intelligenti, ma in più ha il termine della sommatoria, che rappresenta l'implementazione della regola topologica. Tale regola conferisce all'algoritmo una dinamica simile a quella di uno stormo di uccelli. Questo tipo di ottimizzazione possiede ottime proprietà di esplorazione, risulta molto utile quando lo spazio delle soluzioni è molto ampio. Possiede anche buone capacità per quanto riguarda l'uscita dai minimi locali.

6 Gestire l'incertezza e la complessità con sciame di sistemi intelligenti

Si è visto che a livello di colonia, l'intelligenza degli sciame può essere espressa in termini di reti di interazione e cicli di feedback. Questi sono gli elementi fondamentali che permettono l'emergere di modelli dinamici a livello di colonia.

Le proprietà di questa auto-organizzazione sono la robustezza e la flessibilità. La flessibilità ci mostra come i sistemi auto-organizzati siano in grado di adattarsi alle variazioni, inoltre si è visto che tali adattamenti possono avvenire anche senza la modulazione comportamentale degli individui. Si può fare riferimento all'esempio della ricerca di cibo delle formiche, dove la scelta del percorso può risultare da un vincolo geometrico. È importante quindi, per quanto riguarda lo sviluppo futuro, cercare di capire il ruolo delle singole modulazioni comportamentali di un individuo. Ad esempio sarebbe interessante sapere a quali condizioni le modulazioni comportamentali individuali sono efficienti per produrre risposte flessibili a livello di colonia. Il passaggio da una struttura collettiva a un'altra, che è più adatta alla situazione attuale, richiede che almeno questa opzione sia possibile; di seguito un esempio. La formica nera dei giardini della specie *Lasius Niger* e le api *Apis Mellifera*, reclutano entrambe i loro compagni verso le fonti di cibo di recente scoperta. Le formiche per reclutare i compagni utilizzano le scie di fermoni, in modo tale che gli altri seguano il percorso, mentre invece le api esploratrici indicano la posizione, grazie ad una danza; se ad un certo punto vengono fornite ad entrambe le specie, due sorgenti di cibo, di cui una ricca e una povera, sia le formiche che le api saranno in grado di scegliere la fonte più ricca. Se invece si fornisce la fonte povera prima, si lascia che entrambe le specie si stabilizzino in quella fonte, e successivamente si introduce la fonte ricca, allora solo le api saranno in grado di cambiare il loro reclutamento verso questa nuova fonte. Le formiche continueranno a cibarsi quindi nella fonte di cibo più scarsa. I parametri del loro meccanismo di reclutamento non permettono loro di modificare il loro comportamento collettivo verso una sorgente migliore, come fanno le api. Il problema di restare bloccate in un comportamento collettivo sfavorevole è stato studiato. Bonabeu ha mostrato che i parametri del comportamento di reclutamento, possono portare a un comportamento efficiente solo se lo stato stabile da un lato è vicino ad un punto di biforcazione, e dall'altro in una regione in cui le strutture possono apparire

durature nel tempo. Se il sistema al suo stato stabile è troppo lontano da un punto di biforcazione, diventa difficile comportarsi in modo diverso e si può rimanere bloccati in una soluzione poco vantaggiosa. In tal modo dovrebbe essere rilevante per una colonia avere un meccanismo che mantiene l'uscita collettiva a bordo di una biforcazione, non troppo vicino in modo che le strutture sono mantenute, ma anche non troppo lontane, in modo che rimangano facilmente adattabili. Questo potrebbe essere lo scopo delle modulazioni di comportamenti individuali.

7 Swarm robotic

La robotica a sciami è lo studio di sistemi robotici costituiti da un grande numero di robot relativamente piccoli e semplici, che interagiscono e cooperano tra di loro, in modo da risolvere compiti che sono al di fuori delle proprie capacità individuali. Questi sistemi in genere presentano proprietà interessanti, come ad esempio un alto grado di parallelismo, la ridondanza e la robustezza. Sono sistemi molto adattabili ai cambiamenti nell'ambiente, e mostrano inoltre una buona scalabilità, ovvero hanno buone capacità di crescita. Un componente chiave è la comunicazione tra i membri dello sciame, che costruiscono un sistema di feedback costante. Il comportamento dello sciame comporta continui cambiamenti degli individui, in collaborazione con gli altri, così come il comportamento di tutto il gruppo. Diversamente dai sistemi robotici distribuiti in generale, gli sciami di robot si contraddistinguono per la loro capacità di evolvere utilizzando solo la comunicazione locale. Tale comunicazione ad esempio può essere ottenuta mediante sistemi di accesso radio, come radiofrequenza o infrarossi.

7.1 Swarm-bots

L'obiettivo scientifico principale del progetto swarm-bots, è quello di studiare un approccio per la progettazione e realizzazione di artefatti, in grado di auto-organizzarsi e auto-assemblarsi. Questo approccio ha radici teoriche negli studi riguardanti gli sciami intelligenti. L'obiettivo principale tangibile del progetto è la dimostrazione dell'approccio mediante la costruzione di almeno uno di tale artefatto. L'intenzione è quella di costruire uno swarm-bot, composto da un numero di semplici robots (s-bots), costruiti mediante l'utilizzo di componenti poco costosi, in grado di auto-organizzarsi e auto-assemblarsi per adattarsi all'ambiente in cui si trova. Basato sulla metafora degli insetti sociali, lo sciame di robot sottolinea aspetti quali la decentralizzazione del controllo, la capacità di comunicazione limitata tra i robot, l'uso di informazioni locali, l'emergere di un comportamento globale e la robustezza.

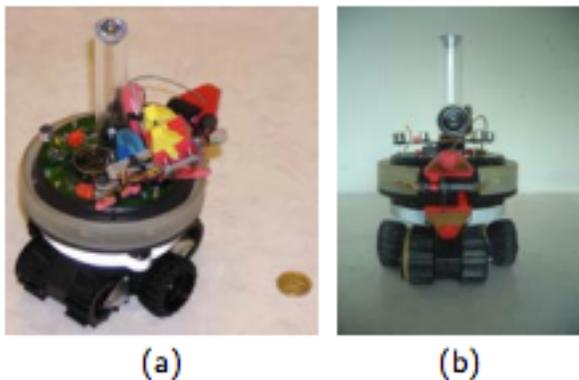


Fig. 18 la figura (a) mostra un s-bot affiancato da una moneta da un euro, la figura (b) mostra una vista frontale.

Come appena introdotto uno swarm-bot (vedi fig. 18) è un aggregato di tanti s-bots in grado di svolgere compiti che vanno oltre le capacità di un singolo individuo, la loro forma o configurazione può variare perchè è il risultato di regole di auto-organizzazione e non di un modello globale, quindi è in grado di riconfigurarsi a seconda di ciò che deve fare. Nel caso in cui debbano attraversare un tunnel seguiranno una forma, che sarà diversa nel caso in cui debbano attraversare un ostacolo.

Uno swarm-bot può essere considerato come un singolo robot complesso, composto di molte parti separabili (l'individuo s-bot). In comune con le colonie di robot cooperanti, tuttavia, ogni s-bot è anche capace di autonomia di movimento e di controllo, anche se limitata. Un s-bot può utilizzare la sua autonomia per due scopi: agire in modo indipendente quando non è assemblato ad altri, oppure per auto-assemblarsi ad altri quando è necessario formare uno sciame. Uno swarm-bot, una volta assemblato è in grado di variare la sua forma durante il movimento, secondo le esigenze che possono essere imposte dall'utente o dalle condizioni ambientali. L'innovazione degli swarm-bots dal punto di vista del controllo, deriva dal fatto che è il primo esempio di artefatto complesso, controllato esclusivamente da intelligenza di sciame. Ogni s-bot è in grado di svolgere compiti come la navigazione autonoma, la percezione dell'ambiente e la presa di oggetti. Inoltre è in grado di comunicare con altri s-bots e di connettersi fisicamente a essi. Il sistema di navigazione è composto di ruote controllate da motori, e la loro composizione permette un sistema di guida differenziale. Tale sistema di guida offre la possibilità di compiere rotazioni. Ogni s-bot è dotato di sensori necessari per la navigazione, come sensori di prossimità ad infrarossi, sensori di luce, accelerometri e encoders. Un buon modo per spiegare il loro

funzionamento è attraverso un esperimento. Consideriamo uno sciame di s-bots che deve trasportare un oggetto pesante da un punto iniziale a uno finale. Ci sono diversi possibili percorsi tra i due punti; questi percorsi possono avere diverse lunghezze e possono contenere degli ostacoli (tipo pareti o buchi; vedi fig. 19).

Il peso dell'oggetto da trasportare è tale che siano richiesti più s-bots. Per far sì che gli s-bots riescano nel loro compito, dovranno essere dotati di controllers che gli consentano di navigare in un ambiente totalmente o parzialmente sconosciuto, per trovare l'oggetto e portarlo nel punto desiderato.



Fig. 19 la prima figura mostra lo scenario in cui si svolge l'esperimento; la seconda mostra uno swarm-bot composto da sei s-bots; la terza mostra sei s-bots connessi ad un oggetto da trasportare.

Per lo sciame può essere necessario attraversare buchi nel terreno, di dimensioni maggiori di un singolo s-bot, infine deve essere in grado di allocare risorse a seconda del compito da svolgere. Ad esempio se due sono gli oggetti da trasportare, un gruppo di s-bots deve essere in grado di dividersi in due sottogruppi, ognuno dei quali formato da un numero opportunamente scelto, rispetto alla natura dell'oggetto da trasportare. Gli s-bots, sono in grado di muoversi in modo coordinato, indipendentemente dalla topologia dello swarm-bot.

Si è inoltre riscontrato che gli s-bots riescono ad evitare gli ostacoli (quando ce ne sono), e sono in grado di adattarsi bene alle variazioni ambientali, come le diverse tipologie di terreno.

Gli s-bots hanno capacità visive limitate, riescono a percepire colori fino ad una distanza di 40 cm. Per recuperare un oggetto devono prima trovarlo; per fare ciò costruiscono un percorso in cui si dispongono in "fila" e tramite dei

led marcano tutto il sentiero. In questo modo il percorso può essere seguito dagli altri s-bots o dallo swarm-bot in modo da raggiungere l'obiettivo. In questo modo gli s-bots non hanno bisogno di crearsi una mappa dell'ambiente in cui si trovano, devono solo seguire il terreno marcato. Ogni s-bot può trovarsi in tre diversi stati:

1. Esploratore;
2. Membro della catena, quando è parte di una catena;
3. Perduto, quando perde il contatto con gli altri o con la catena.

Lo stato di un s-bot è determinato dal suo ultimo passo eseguito e dalle sue percezioni. Le transizioni tra gli stati sono innescati da eventi probabilistici e percezioni locali. Sono state analizzate tre diverse strategie di controllo:

1. Strategia statica: un robot rimane aggregato a una catena;
2. Strategia di allineamento: i membri di una catena aggiustano la loro posizione in modo da raggiungere un certo angolo e una certa distanza rispetto al vicino, per allineare la catena;
3. Strategia di movimento: si traduce nel movimento collettivo di catene, guidate dall'ultimo membro di ciascuna catena. Come ultimo punto l'esperimento ha mostrato che gruppi di s-bots riescono a modellarsi e ad agire in gruppo, a seconda dei compiti che devono svolgere (vedi fig. 20). Sono inoltre in grado di aggirare gli ostacoli e di creare catene per superare eventuali buchi nel percorso.

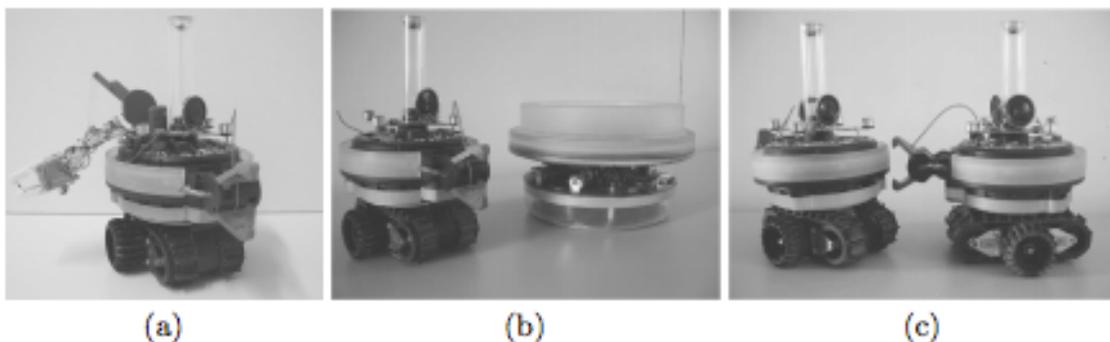


Fig. 20. quest'immagine mostra (a) un semplice robot; (b) auto-assemblamento con un oggetto; (c) auto-assemblamento con un compagno.

Conclusioni

La comprensione dei meccanismi di auto-organizzazione negli insetti sociali ha ispirato numerosi algoritmi, in grado di controllare il comportamento collettivo di sistemi artificiali. Come abbiamo avuto modo di notare, gli algoritmi ispirati al comportamento delle formiche offrono diverse proprietà interessanti come la flessibilità, la robustezza e il decentramento. Tutte queste proprietà rendono i sistemi in grado di risolvere problemi che cambiano dinamicamente, offrendo un'elevata tolleranza ai guasti. Sebbene gli esempi visti finora siano tanti, ci sono ancora molti problemi che devono essere affrontati per ottenere algoritmi ancora più maturi. Manca inoltre una teoria in grado di permettere di prevedere il comportamento del sistema in funzione dei suoi parametri. Riuscendo a prevedere il comportamento del sistema, in particolare dando agli agenti artificiali la capacità di modulare i propri comportamenti individuali, le modifiche che si verificano a livello della colonia, la renderebbero meglio preparata ad affrontare mondi incerti. Gli agenti, sarebbero quindi in grado di anticipare collettivamente gli effetti collaterali negativi, dovuti all'evoluzione della colonia, o per controbilanciare l'impatto dei pericolosi cambiamenti ambientali. In questo modo il sistema sarebbe in grado di auto-adattarsi, ciò comporterebbe un aumento della complessità a livello di colonia. In conclusione il perseguimento di studi in campo biologico e la necessità di concretizzare ulteriori sviluppi teorici sul ruolo adattativo di queste modulazioni, ci permette di capire che l'intelligenza collettiva ha ancora tanto potenziale che deve essere scoperto.

Bibliografia

- [1] A. Bauer, B. Bullnheimer, R.F. Hartl, C. Strauss, An Ant Colony Optimization approach for the single machine total tardiness problem, in: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, IEEE Press, Piscataway, NJ, 1999, pp. 1445–1450.
- [2] E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz, Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems, Oxford University Press, Oxford, 1999.
- [3] E. Bonabeau, F. Henaux, S. Guérin, D. Snyers, P. Kuntz, G. Theraulaz, Routing in telecommunication networks with “Smart” ant-like agents, in: Proceedings of IATA’98, Second International Workshop on Intelligent Agents for Telecommunication Applications, Lectures Notes in Artificial Intelligence, Vol. 1437, Springer, Berlin, 1998.
- [4] E. Bonabeau, A. Sobkowski, G. Theraulaz, J.-L. Deneubourg, Adaptive task allocation inspired by a model of division of labor in social insects, in: D. Lundh, B. Olsson, A. Narayanan (Eds.), Biocomputation and Emergent Computing, World Scientific, Singapore, 1997, pp. 36–45.
- [5] E. Bonabeau, G. Theraulaz, J.-L. Deneubourg, Quantitative study of the fixed threshold model for the regulation of division of labour in insect societies, Proc. Roy. Soc. London B 263 (1996) 1565–1569.
- [6] O.H. Bruinsma, An analysis of building behaviour of the termite *Macrotermes subhyalinus*, Ph.D. Thesis, Landbouwhogeschool, Wageningen, Netherlands, 1979.
- [7] B. Bullnheimer, R.F. Hartl, C. Strauss, An improved Ant System algorithm for the vehicle routing problem, Technical Report POM-10/97, Institute of Management Science, University of Vienna, Austria, 1997, Ann. Oper. Res. 89 (1999).
- [8] B. Bullnheimer, R.F. Hartl, C. Strauss, A new rank-based version of the Ant System: a computational study, Technical Report POM-03/97, Institute of Management Science, University of Vienna, Austria, 1997.

- [9] B. Bullnheimer, R.F. Hartl, C. Strauss, Applying the Ant System to the vehicle routing problem, in: S. Voß, S. Martello, I.H. Osman, C. Roucairol (Eds.), *Meta-heuristics: Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization*, Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 1999, pp. 285–296.
- [10] B. Bullnheimer, R.F. Hartl, C. Strauss, A new rank-based version of the Ant System: a computational study, *Central Eur. J. Oper. Res. Econom.* 7 (1) (1999) 25–38.
- [11] L. Chrétien, *Organisation spatiale du matériel provenant de l’excavation du nid chez Messor Barbarus et des cadavres d’ouvrières chez Lasius Niger*, Ph.D. Thesis, Université Libre de Bruxelles, Brussels, 1996.
- [12] A. Colorni, M. Dorigo, V. Maniezzo, M. Trubian, Ant System for job-shop scheduling, *Belgian J. Oper. Res. Statist. Comput. Sci.* 34 (1994) 39–53.
- [13] D. Costa, A. Hertz, Ants can colour graphs, *J. Oper. Res. Soc.* 48 (1997) 295–305.
- [14] M. den Besten, T. Stützle, M. Dorigo, Scheduling single machines by ants, Technical Report IRIDIA/99-16, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1999.
- [15] J.-L. Deneubourg, Application de l’ordre par fluctuations à la description de certaines étapes de la construction du nid chez les termites, *Insectes Sociaux* 24 (1977) 117–130.
- [16] J.-L. Deneubourg, S. Aron, S. Goss, J.-M. Pasteels, The self-organizing exploratory pattern of the Argentine ant, *J. Insect Behav.* 3 (1990) 159–168.
- [17] J.-L. Deneubourg, S. Goss, Collective patterns and decision making, *Ethol. Ecol. Evol.* 1 (1989) 295–311.
- [18] J.-L. Deneubourg, S. Goss, N. Franks, A. Sendova-hanks, C. Detrain, L. Chrétien, The dynamics of collective sorting: robot-like ants and ant-like robots, in: J.-A. Meyer, S.W. Wilson (Eds.), *Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior: From Animals to Animats*, MIT Press/Bradford Books, Cambridge, MA, 1991, pp. 356–363.

- [19] J.-L. Deneubourg, S. Goss, J.M. Pasteels, D. Fresneau, J.-P. Lachaud, Self-organization mechanisms in ant societies II: learning in foraging and division of labour, *Experientia Suppl.* 54 (1987) 177–196.
- [20] G. Di Caro, M. Dorigo, AntNet: a mobile agents approach to adaptive routing, Technical Report IRIDIA/97-12, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1997.
- [21] G. Di Caro, M. Dorigo, AntNet: distributed stigmergetic control for communications networks, *J. Artificial Intelligence Res.* 9 (1998) 317–365.
- [22] G. Di Caro, M. Dorigo, Extending AntNet for best-effort quality-of-service routing, in: ANTS'98 — From Ant Colonies to Artificial Ants: First International Workshop on Ant Colony Optimization, October 15–16, 1998, Unpublished presentation (<http://iridia.ulb.ac.be/ants98/ants98.html>).
- [23] G. Di Caro, M. Dorigo, Two ant colony algorithms for best-effort routing in datagram networks, in: *Proceedings M. Dorigo et al./Future Generation Computer Systems 16 (2000) 851–871* 869
- of the 10th IASTED International Conference on Parallel and Distributed Computing and Systems (PDCS'98), IASTED/ACTA Press, Anaheim, 1998, pp. 541–546
- [24] M. Dorigo, Optimization, learning and natural algorithms, Ph.D. Thesis, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italy, 1992 (in Italian).
- [25] M. Dorigo, G. Di Caro, The ant colony optimization meta-heuristic, in: D. Come, M. Dorigo, F. Glover (Eds.), *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, London, UK, 1999, pp. 11–32.
- [26] M. Dorigo, G. Di Caro, L.M. Gambardella, Ant algorithms for discrete optimization, *Artificial Life* 5 (2) (1999) 137–172.
- [27] M. Dorigo, L.M. Gambardella, Ant colonies for the traveling salesman problem, *BioSystems* 43 (1997) 73–81.
- [28] M. Dorigo, L.M. Gambardella, Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem, *IEEE Trans. Evol.*

Comput. 1 (1) (1997) 53–66.

[29] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni, Positive feedback as a search strategy, Technical Report 91-016, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italy, 1991.

[30] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni, The ant system: optimization by a colony of cooperating agents, *IEEE Trans. Systems Man Cybernet. B* 26 (1) (1996) 29–41.

[31] J.-H. Fabre, *Souvenirs Entomologiques*, Librairie Delagrave, Paris, 1925.

[32] L.M. Gambardella, M. Dorigo, Ant-Q: a reinforcement learning approach to the traveling salesman problem, in: *Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning, ML-95*, Morgan Kaufmann, Palo Alto, CA, 1995, pp. 252–260.

[33] L.M. Gambardella, M. Dorigo, Solving symmetric and asymmetric TSPs by ant colonies, in: *Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation, ICEC'96*, IEEE Press, New York, 1996, pp. 622–627.

[34] L.M. Gambardella, M. Dorigo, HAS-SOP: an hybrid Ant System for the sequential ordering problem, Technical Report IDSIA-11-97, IDSIA, Lugano, Switzerland, 1997.

[35] L.M. Gambardella, È. Taillard, G. Agazzi, MACS-VRPTW: a multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows, in: D. Corne, M. Dorigo, F. Glover (Eds.), *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, London, UK, 1999, pp. 63–76.

[36] L.M. Gambardella, È.D. Taillard, M. Dorigo, Ant colonies for the QAP, Technical Report IDSIA-4-97, IDSIA, Lugano, Switzerland, 1997.

[37] L.M. Gambardella, È.D. Taillard, M. Dorigo, Ant colonies for the quadratic assignment problem, *J. Oper. Res. Soc.* 50 (1999) 167–176.

[38] S. Goss, S. Aron, J.L. Deneubourg, J.M. Pasteels, Self-organized shortcuts in the Argentine ant, *Naturwissenschaften* 76 (1989) 579–581.

[39] P.P. Grassé, La reconstruction du nid et les coordina- tions

interindividuelles chez *bellicositermes natalensis* et *cubitermes* sp. La théorie de la stigmergie: essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs, *Insectes Sociaux* 6 (1959) 41–81.

[40] W.J. Gutjahr, A Graph-based Ant System and its convergence, this issue, *Future Generation Comput. Systems* 16 (2000) 873–888.

[41] M. Heusse, S. Guérin, D. Snyers, P. Kuntz, Adaptive agent-driven routing and load balancing in communication networks, *Adv. Complex Systems* 1 (1998) 234–257.

[42] B. Hölldobler, E.O. Wilson, *The Ants*, Springer, Berlin, 1990. [43] B. Hölldobler, E.O. Wilson, *Journey to the Ants: A Story of Scientific Exploration*, Harvard University Press, Cambridge,

MA, 1994. [44] M.J.B. Krieger, J.-B. Billeter, The call of duty: self-organized

task allocation in a population of up to twelve mobile robots,

Robot. Autonomous Systems 30 (2000) 65–84. [45] P. Kuntz, P. Layzell, A new stochastic approach to find clusters in vertex set of large graphs with applications to partitioning in VLSI technology, Technical Report LIASC, Ecole Nationale

Supérieure des Télécommunications de Bretagne, 1995. [46] P. Kuntz, P. Layzell, D. Snyers, A colony of ant-like agents for partitioning in VLSI technology, in: P. Husbands, I. Harvey (Eds.), *Proceedings of the Fourth European Conference on Artificial Life*, MIT Press, Cambridge, MA, 1997, pp.

417–424. [47] P. Kuntz, D. Snyers, New results on an ant-based heuristic for highlighting the organization of large graphs, in: *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*, IEEE Press, Piscataway, NJ, 1999, pp. 1451–1458.

[48] G. Leguizamón, Z. Michalewicz, A new version of Ant System for subset problems, in: *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*, IEEE Press, Piscataway, NJ, 1999, pp. 1459–1464.

[49] Y.-C. Liang, A.E. Smith, An Ant System approach to redundancy

allocation, in: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, IEEE Press, Piscataway, NJ, 1999, pp. 1478–1484.

[50] S. Lin, Computer solutions for the traveling salesman problem, *Bell Systems J.* 44 (1965) 2245–2269.

[51] E. Lumer, B. Faieta, Diversity and adaptation in populations of clustering ants, in: J.-A. Meyer, S.W. Wilson (Eds.), *Proceedings of the Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior: From Animals to Animats*, Vol. 3, MIT Press/Bradford Books, Cambridge, MA, 1994, pp. 501–508.

[52] M. Maeterlinck, *The Life of the White Ant*, George Allen & Unwin, London, 1927.

[53] V. Maniezzo, Exact and approximate nondeterministic tree-search procedures for the quadratic assignment problem, Technical Report CSR 98-1, Scienze dell'Informazione, Università di Bologna, Sede di Cesena, Italy, 1998.

[54] V. Maniezzo, A. Carbonaro, An ANTS heuristic for the frequency assignment problem, *Future Generation Comput. Systems*, this issue.

[55] V. Maniezzo, A. Colorni, The Ant System applied to the quadratic assignment problem, *IEEE Trans. Knowledge Data Eng.* 11 (5) (1999) 769–778.

870 M. Dorigo et al./*Future Generation Computer Systems* 16 (2000) 851–871

[56] V. Maniezzo, A. Colorni, M. Dorigo, The Ant System applied to the quadratic assignment problem, Technical Report IRIDIA/94-28, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1994.

[57] R. Michel, M. Middendorf, An island model based Ant System with lookahead for the shortest supersequence problem, in: A.E. Eiben, T. Back, M. Schoenauer, H.-P. Schwefel (Eds.), *Proceedings of PPSN-V, Fifth International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, Springer, Berlin, Germany, 1998, pp. 692–701.

[58] R. Michel, M. Middendorf, An ACO algorithm for the shortest supersequence problem, in: D. Come, M. Dorigo, F. Glover (Eds.), *New*

Ideas in Optimization, McGraw-Hill, London, UK, 1999, pp. 51–61.

[59] F. Mondada, E. Franzi, P. Ienne, Mobile robot miniaturization: a tool for investigation in control algorithms, in: Proceedings of the Third International Symposium on Simulation on Experimental Robotics (ISER'93), 1993, pp. 501–513.

[60] G. Navarro Varela, M.C. Sinclair, Ant colony optimisation for virtual-wavelength-path routing and wavelength allocation, in: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, IEEE Press, Piscataway, NJ, 1999, pp. 1809–1816.

[61] G.F. Oster, Modeling social insect populations. Part I: Ergonomics of foraging and population growth in bumblebees, *Am. Nat.* 110 (1977) 215–245.

[62] G.F. Oster, E.O. Wilson, *Caste and Ecology in the Social Insects*, Princeton University Press, Princeton, NJ, 1978.

[63] R.C. Plowright, C.M.S. Plowright, Elitism in social insects: a positive feedback model, in: R.L. Jeanne (Ed.), *Interindividual Behavior Variability in Social Insects*, Westview Press, Boulder, CO, 1988.

[64] H. Ramalhinho Lourenço, D. Serra, Adaptive approach heuristics for the generalized assignment problem, Technical Report EWP Series No. 304, Department of Economics and Management, Universitat Pompeu Fabra, Barcelona, 1998.

[65] G.E. Robinson, Modulation of alarm pheromone perception in the honey bee: evidence for division of labour based on hormonally regulated response thresholds, *J. Comput. Physiol. A* 160 (1987) 613–619.

[66] G.E. Robinson, Regulation of division of labor in insect societies, *Ann. Rev. Entomol.* 37 (1992) 637–665.

[67] R. Schoonderwoerd, O. Holland, J. Bruten, Ant-like agents for load balancing in telecommunications networks, in: Proceedings of the First International Conference on Autonomous Agents, ACM, New York, 1997, pp. 209–216.

[68] R. Schoonderwoerd, O. Holland, J. Bruten, L. Rothkrantz, Ant-based load balancing in telecommunications networks, *Adaptive Behav.* 5 (2)

(1996) 169–207.

[69] T.D. Seeley, Adaptive significance of the age polyethism schedule in honey bee colonies, *Behav. Ecol. Sociobiol.* 11 (1982) 287–293.

[70] T. Stützle, An ant approach to the flow shop problem, Technical Report AIDA-97-07, FG Intellektik, FB Informatik, TH Darmstadt, September 1997.

[71] T. Stützle, Local search algorithms for combinatorial problems: analysis, improvements, and new applications,

Ph.D. Thesis, Fachbereich Informatik, TU Darmstadt,

Germany, 1998.

[72] T. Stützle, M. Dorigo, ACO Algorithms for the Traveling

Salesman Problem, in: P. Neittaanmäki, J. Periaux, K. Miettinen, M.M. Mäkelä (Eds.), *Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science*, Wiley, Chichester, UK, 1999, pp. 163–183.

[73] T. Stützle, H. Hoos, MAX-MIN Ant System for the quadratic assignment problem, Technical Report AIDA-97-4, FG Intellektik, TH Darmstadt, July 1997.

[74] T. Stützle, H. Hoos, The MAX-MIN Ant System and local search for the traveling salesman problem, in: T. Bäck, Z. Michalewicz, X. Yao (Eds.), *Proceedings of IEEE-ICEC-EPS'97, IEEE International Conference on Evolutionary Computation and Evolutionary Programming Conference*, IEEE Press, New York, 1997, pp. 309–314.

[75] T. Stützle, H. Hoos, Improvements on the Ant System: introducing MAX-MIN Ant System, in: *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms*, Springer, Vienna, 1998, pp. 245–249.

[76] T. Stützle, H. Hoos, MAX-MIN Ant System and local search for combinatorial optimization problems, in: S. Voß, S. Martello, I.H. Osman, C. Roucairol (Eds.), *Meta-heuristics: Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization*, Kluwer Academic, Boston, MA, 1999, pp. 313–329.

- [77] T. Stützle, H. Hoos, MAX-MIN Ant System, *Future Generation Comput. Systems*, this issue.
- [78] D. Subramanian, P. Druschel, J. Chen, Ants and reinforcement learning: a case study in routing in dynamic networks, in: *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Morgan Kaufmann, Palo Alto, CA, 1997, pp. 832–838.
- [79] G. Theraulaz, E. Bonabeau, A brief history of stigmergy, *Artificial Life* 5 (1999) 97–116.
- [80] G. Theraulaz, E. Bonabeau, J.-L. Deneubourg, Threshold reinforcement and the regulation of division of labour in insect societies, *Proc. Roy. Soc. London B* 265 (1998) 327–332.
- [81] G. Theravlaz, E. Bonabeav, J.-L. Denevbourg, The mechanisms and rules of coordinated building in social insects, in: C. Detrain, J.-L. Deneubourg, J.M. Pasteels (Eds.), *Information Processing in social Insects*, Birkhäuser Verlag, Basel, Switzerland, 1999, pp. 309–330.
- [82] G. Theraulaz, S. Goss, J. Gervet, J.-L. Deneubourg, Task differentiation in *Polistes* wasp colonies: a model for self-organizing groups of robots, in: J.-A. Meyer, S.W. Wilson (Eds.), *Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior: From Animals to Animats*, MIT Press/Bradford Books, Cambridge, MA, 1991, pp. 346–355.
- [83] R. van der Put, Routing in the fax factory using mobile agents, Technical Report R&D-SV-98-276, KPN Research, The Netherlands, 1998.
- [84] R. van der Put, L. Rothkrantz, Routing in packet switched networks using agents, *Simulation Practice and Theory* (1999), in press.
- M. Dorigo et al./Future Generation Computer Systems* 16 (2000) 851–871
87
- [85] I. Wagner, Lindenbaum, F. Bruckstein, ANTS: Agents on Networks, Trees, and Subgraphs, this issue, *Future Generation Computer Systems* 16 (2000) 915–926.
- [86] B. Werber, *Les fourmis*, Albin Michel, 1991 (Engl. Trans., *Empire of the Ants*, Bantam Books, New York, 1996).

[87] T. White, B. Pagurek, F. Oppacher, Connection management using adaptive mobile agents, in: H.R. Arabnia (Ed.), Proceedings of the International Conference on Parallel and Distributed Processing Techniques and Applications (PDPTA '98), CSREA Press, 1998, pp. 802–809.

[88] E.O. Wilson, Sociobiology, Harvard University Press, Cambridge, MA, 1975.

[89] E.O. Wilson, The relation between caste ratios and division of labour in the ant *Genus Pheidole* (hymenoptera: Formicidae), Behav. Ecol. Sociobiol. 16 (1984) 89–98.

[90] <http://www.swarm-bots.org/dllink.php?id=689&type=documents;>

Ringraziamenti

Desidero ringraziare il prof. Andrea Roli per la pazienza e la disponibilità dimostrata durante il mio lavoro di tesi. Matteo (Ugo) che ha svolto un ruolo decisamente fondamentale nella mia carriera di studente universitario e Alex (Why Mango) compagno di studi e di esperienze fantastiche. Inoltre tutti i miei amici più fedeli, le fidanzate, la Giulia e tutti quelli che non hanno mai creduto in me.

Infine la mia splendida famiglia al quale è rivolto tutto il mio amore, un ringraziamento speciale per tutti gli sforzi e i sacrifici fatti, per avermi sostenuto in ogni mio momento di difficoltà e per avermi dato la possibilità di raggiungere questo traguardo.

Grazie.