

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI TORINO

FACOLTA' DI ECONOMIA E COMMERCIO

TESI DI LAUREA

ESPERIMENTI CON RETI NEURALI:
LA SPECIALIZZAZIONE DEL LAVORO

Relatore: Prof. Pietro Terna

Correlatori: Prof. Giulio Diale
Prof. Piercarlo Frigero

Diego Artusio

TORINO, LUGLIO 1994

INDICE

Introduzione	1
--------------	---

PRIMA PARTE

1	Usò di modelli connessioneisti in economia	4
	1.1 Vita e intelligenza artificiali; metodo sintetico e analitico	7
	1.2 L'astrazione della forma logica di una macchina e del suo comportamento	9
	1.3 Sistemi non lineari. La determinazione locale del comportamento	11
2	L'astrazione della forma logica della vita	15
	2.1 Genotipo e fenotipo	15
	2.2 Generazione sistemi genotipo-fenotipo con oggetti ricorsivi	17
	2.3 Vita reale in sistemi artificiali	20
3	I modelli evolucionisti	23
	3.1 Utilità dei processi evolucionisti	23
	3.2 Selezione naturale	24
	3.3 Principi generali degli algoritmi genetici	25
	3.4 Esempi di sistemi evolucionisti	27
	3.5 Il «dilemma del prigioniero» iterato e «Tierra»	30
4	Fenomeni emergenti in mondi artificiali	35
	4.1 Le organizzazioni gerarchiche emergenti	35
	4.2 I mondi artificiali. Elementi costitutivi.	36
	4.3 Le proprietà emergenti nei mondi artificiali	37
	4.4 Possibili usi dei mondi artificiali	38
	4.5 Difficoltà nella progettazione dei mondi artificiali	39

4.5.1	Necessità dello sviluppo su calcolatori	39
4.5.2	Identificazione delle proprietà emergenti	40
4.5.3	Identificazione delle condizioni di emergenza	41
4.5.4	Causalità ed emergenza	41
5	Esempi di mondi artificiali	43
5.1	Alcuni esempi di mondi artificiali astratti	43
5.2	Un esempio di organizzazione gerarchica emergente reale	45
6	Mondi artificiali economici	48
6.1	Teorie economiche basate sull'azione e sull'apprendimento.	48
6.2	Introduzione ai sistemi classificatori	50
6.3	Modelli economici con sistemi classificatori	52
6.4	Le economie artificiali	55
7	Il metodo dei «cross target»	59
7.1	Uso di reti neurali artificiali in economia	59
7.2	Descrizione della tecnica «cross target»	62

SECONDA PARTE

1	Introduzione agli esperimenti con reti neurali sulla specializzazione del lavoro	67
		68
2	Descrizione primo esperimento	
2.1	Descrizione delle reti utilizzate	69
2.2	Descrizione dei risultati dell'esperimento	72
2.3	Applicazione dell'apprendimento ripetuto	73
2.4	Interpretazione dei pesi della rete ed estrazione di regole endogene	74
3	Necessità di un nuovo esperimento sulla specializzazione del lavoro	81
4	Descrizione dell'esperimento SL2	82
4.1	Risultati dell'esperimento SL2	89
4.2	Alcune varianti all'esperimento base	92
4.3	Introduzione di prezzi esogeni nel mercato	93
4.4	Introduzione di rendimenti costanti e di target interni	109
5	Descrizione e risultati dell'esperimento SL3	111
6	Considerazioni sui risultati raggiunti	112

BIBLIOGRAFIA	115
--------------	-----

APPENDICI

1	File esperimento SL2 base	119
2	File esperimento SL2 con consumi variabili in input	121
3	File esperimento SL2 con prezzi esogeni variabili	124

TAVOLA RIASSUNTIVA DEGLI ESPERIMENTI	128
--------------------------------------	-----

INTRODUZIONE

La sperimentazione in ambito economico è un filone di ricerca nuovo, che solo negli ultimi venti anni, con lo sviluppo degli strumenti informatici, ha ampliato le sue possibilità e le aree di applicazione.

Un aspetto interessante della sperimentazione riguarda gli esperimenti volti ad esplorare temi nuovi per la teoria economica, che non prevedono vincoli costruttivi particolari. Tale genere di esperimenti può essere vantaggiosamente effettuato con l'utilizzo di reti neurali artificiali che riproducono i processi dell'apprendimento e dell'esperienza, difficili da simulare altrimenti.

Le caratteristiche delle reti neurali consentono di condurre analisi ai confini degli schemi teorici tradizionali; possono essere indagati i fondamenti della micro e della macroeconomia, utilizzando delle vie alternative alla tradizionale metodologia formale basata sulla perfetta razionalità degli operatori economici e sulla massimizzazione vincolata di funzioni obiettivo.

La simulazione tradizionale, condotta anche con strumenti della prima intelligenza artificiale, ha sempre mantenuto una impostazione basata sull'ottimizzazione. Tramite le reti neurali si possono costruire modelli di tipo connessionista, che derivano dall'imitazione dei processi con i quali, secondo le teorie più diffuse, il cervello umano apprende. Tali modelli non identificano più il pensiero con la logica formale come nella precedente impostazione cognitivista.

I modelli così realizzati riproducono facilmente quei processi tipici del comportamento umano, apparentemente semplici, ma difficili da tradurre in sistemi di simboli, come riconoscere un'immagine o apprendere dal proprio passato.

In sintesi, riportando una frase di Dosi (1993), « ...le reti neurali rappresentano un proficuo strumento di esplorazione di microfondazioni dei processi economici basati su una razionalità *adattiva ed emergente*».

Nella prima parte di questo lavoro si illustrano i fondamenti teorici che stanno alla base della sperimentazione economica con modelli connessionisti.

Il primo capitolo espone i motivi dell'uso di metodi connessionisti e ne analizza alcune caratteristiche di base.

Il secondo capitolo descrive brevemente la disciplina della vita artificiale, i cui fondamenti possono ispirare un nuovo metodo di sperimentazione economica.

Nel terzo capitolo si tratta dei modelli evuzionisti e degli algoritmi genetici, descrivendo alcuni esempi di sistemi evuzionisti.

I capitoli quattro, cinque e sei riguardano un'impostazione teorica, la descrizione di tecniche ed alcuni esempi di sperimentazione economica effettuata tramite la creazione di «mondi artificiali» su calcolatore, con particolare riguardo ai «sistemi classificatori».

Il settimo capitolo riguarda invece la definizione delle reti neurali artificiali e la descrizione della tecnica dei «cross target», qui usata per effettuare sperimentazione economica tramite esse.

La seconda parte espone gli esperimenti che sono stati effettuati tramite reti neurali sulla specializzazione del lavoro, descrivendone lo svolgimento e i risultati.

PRIMA PARTE

CAPITOLO Errore. L'argomento parametro è sconosciuto.

USO DI MODELLI CONNESSIONISTI IN ECONOMIA

Vi sono due critiche principali che si possono rivolgere alle microfondazioni dei modelli neoclassici.

La prima di esse riguarda le capacità computazionali attribuite all'agente economico; con l'ipotesi di razionalità completa gli agenti hanno a disposizione non solo informazioni complete e capacità di calcolo illimitate, ma anche la conoscenza del modello economico che spiega le loro azioni.

La seconda critica riguarda la poca attenzione rivolta, nei modelli neoclassici, al problema dell'adattamento e dell'apprendimento, che sono caratteristiche fondamentali per un soggetto che deve sopravvivere in un ambiente mutevole. Non viene sufficientemente affrontato neppure il problema dell'interazione tra soggetti, della quale si tiene conto solo tramite la definizione di meccanismi di fissazione dei prezzi; nella teoria dei giochi si tiene conto dell'interazione, ma con richiesta di ulteriori capacità di calcolo e logiche (Margarita e Terna, 1994).

L'esigenza di un nuovo metodo di costruzione dei modelli economici è sentito da molti economisti (Arthur, 1991): i limiti alle capacità di ragionamento degli esseri umani sono ormai riconosciuti, il problema è come costruire i modelli economici delle scelte compiute con questi limiti, cioè trovare una via intermedia tra la perfetta razionalità e la totale assenza di essa.

L'economia necessita di modelli che si fondino su agenti il cui comportamento sia analogo a quello di attori umani, che possano essere fatti interagire, allo scopo di realizzare esperimenti i cui risultati siano interpretati, invece di confermare teorie predefinite come nel caso della più tradizionale simulazione (Simon, 1969; Terna, 1992).

Una risposta a questi problemi può venire da modelli di ispirazione connessionista. Il connessionismo può infatti svincolare la modellistica economica dalla ricerca di soluzioni ottimali sotto il vincolo di razionalità del soggetto, evitando il paradigma dell'«agente rappresentativo»; secondo Kirman (1992) l'interazione dei comportamenti di semplici individui economicamente plausibili può generare dinamiche complesse, mentre per ottenere la stessa dinamica da un singolo individuo può essere necessario fondarlo su caratteristiche ben poco naturali.

Una struttura di calcolo è connessionista quando è: (1) parallela, (2) subsimbolica, (3) autoorganizzante, (4) tollera gli errori, (5) ridondante (Beltratti e al., 1994).

(1) Il parallelismo è una caratteristica di strutture di calcolo ripartite in molte unità che funzionano contemporaneamente. I compiti di ciascuna unità possono essere indipendenti o, solitamente, interattivi. Il parallelismo, oltre ad assicurare velocità a sistemi formati da unità lente, favorisce lo svilupparsi di dinamiche non lineari.

(2) La rappresentazione subsimbolica della conoscenza è tipica dei sistemi connessionisti, dove la conoscenza non è conservata in modo simbolico o esplicito (Hinton e al., 1986). In una rete neurale, naturale o artificiale che sia, ciascun neurone o elemento della rete artificiale non ha alcun significato logico, seppure il sistema nel suo complesso si comporti in un modo "razionale". Questo aspetto del connessionismo è quello che più lo differenzia dalla concezione tradizionale dell'intelligenza: la logica formale è qui considerata uno strumento ausiliario del ragionamento, non il meccanismo ordinario. Nel connessionismo non esistono simboli

o concetti espliciti e, di conseguenza, non esistono regole esplicite che li elaborano. Questa caratteristica è rilevabile anche nelle organizzazioni sociali e naturali. Per esempio, la «cultura aziendale» è conservata nei singoli individui che compongono l'azienda, senza che ciascuno di essi, considerato singolarmente, fornisca un contributo rilevante.

(3) L'autoorganizzazione è una caratteristica frequente nelle strutture sociali e naturali (Prigogine e Stengers, 1984); le varie parti costituenti un sistema si organizzano autonomamente, in seguito a un processo di apprendimento che procede solitamente a tentativi. Facendo apprendere un modello connessionista con un apposito algoritmo, si causa l'emergenza di una autoorganizzazione sintetica, che è indispensabile, data la elevata complessità del sistema.

(4) (5) La tolleranza all'errore e la ridondanza sono conseguenze delle caratteristiche sopra esposte. Grazie alla distribuzione subsimbolica e parallela della conoscenza, un meccanismo connessionista è in grado di funzionare anche se è difettoso; ciò è rafforzato dal fatto che l'informazione è spesso conservata in modo sovrabbondante, ad esempio con un elevato numero di neuroni in una rete neurale o di posizioni organizzative simili in un'azienda.

I modelli di ispirazione connessionista sono quindi opposti a quelli di ispirazione cognitivista, dove "cognitivo" tende a significare la stessa cosa di "razionale", che privilegiano un'impostazione logico-deduttiva.

I modelli connessionisti sono dunque utili in economia a superare la simulazione tradizionale, fondata sulla riproduzione di comportamenti aggregati o di un agente rappresentativo. Tramite essi si può realizzare una vera e propria sperimentazione utilizzando agenti artificiali, per realizzare i quali i metodi basati sulla ricerca dell'ottimo non sono sufficientemente realistici.

Un altro vantaggio dei modelli connessionisti che utilizzano agenti artificiali è la semplicità degli agenti stessi, che consente di ottenere risultati maggiormente

comprensibili. Gli agenti connessionisti sono più semplici degli altri nel senso che i loro obiettivi e strumenti non sono potenti come quelli propri dei modelli neoclassici; dal punto di vista del comportamento gli agenti connessionisti sono invece molto più complessi, dato il loro sforzo di adattarsi all'ambiente ed interagire con esso.

Il connessionismo vede l'intelligenza prima di tutto come un adattamento di tipo biologico (Parisi, 1991) e può essere concepito come un capitolo della disciplina chiamata «vita artificiale» che sperimenta su calcolatore tutti i fenomeni della vita. Perciò, prima di esaminare tecniche e modelli connessionisti, si esamineranno i fondamenti della vita artificiale.

1.1 Vita e intelligenza artificiali; metodo sintetico e analitico.

Esistono due discipline affini che hanno lo scopo di generare e studiare comportamenti. L'intelligenza artificiale mira a creare generatori di comportamenti intelligenti. La vita artificiale punta invece a costruire comportamenti di tipo biologico (Langton, 1992).

L'intelligenza artificiale ha, all'inizio, guardato all'intelligenza naturale per ispirarsi ad essa, ma ben presto si è dedicata allo sviluppo di tecniche di programmazione dei calcolatori seriali che hanno la necessità di esprimere ogni meccanismo in termini di logica formale. Tale metodologia cognitivista non ha alcuna relazione dimostrabile con l'intelligenza naturale; l'intelligenza artificiale tradizionale si è concentrata sulla produzione di soluzioni intelligenti piuttosto che di comportamenti intelligenti. Con l'impostazione connessionista della nuova intelligenza artificiale e l'impiego delle reti neurali artificiali, si è tornati ad essere più vicini al comportamento dei sistemi naturali intelligenti.

La vita artificiale è una disciplina che mira a sintetizzare comportamenti di tipo biologico in calcolatori elettronici ed altri ambienti artificiali. Essa si propone di studiare le proprietà essenziali della vita; ciò è possibile solo facendo ricorso a nuove

forme di vita diverse da quelle conosciute, in quanto è impossibile risalire ai principi generali partendo da un singolo esempio, cioè la vita basata sul carbonio che si è sviluppata sulla terra. La vita artificiale a differenza dell'intelligenza artificiale, può basarsi sulla conoscenza del funzionamento dei sistemi viventi naturali, e rimanere così fedele ad essi.

Il comportamento economico, come ogni comportamento umano, è un sistema dinamico complesso, è cioè determinato da elementi individualmente semplici, le cui interazioni determinano collettivamente le proprietà del sistema e il loro mutare nel tempo.

Tradizionalmente, nello studio di un sistema complesso e dinamico come può essere un organismo vivente, viene utilizzato un processo di *analisi*: si parte da un organismo nel suo complesso e lo si scompone, discendendo lungo la gerarchia dell'organizzazione biologica, in parti costituenti da studiare separatamente: organi, tessuti, cellule... . Questo modo di procedere è adatto a conoscere la meccanica della vita. Ma nello studio della vita, come in altri sistemi, occorre anche tenere conto della *dinamica*. La vita dipende da principi di auto-organizzazione dinamica che i metodi analitici non riescono a studiare. Questo perchè le dinamiche di auto-organizzazione sono fenomeni non lineari. I sistemi non lineari sono caratterizzati dal fatto che il loro comportamento dipende dall'interazione fra le parti che li costituiscono; non è possibile risalire al comportamento del sistema osservando le qualità dei singoli elementi perchè esso presenta a livello aggregato delle qualità non deducibili dai singoli elementi. Quando le parti vengono studiate separatamente, come nel caso del metodo analitico, vengono meno le interazioni fra di loro, che caratterizzano le prestazioni del sistema. I fenomeni non lineari vengono meglio compresi con un approccio *sintetico*. "Sintesi" significa "combinazione di parti distinte a formare un tutto coerente". Quindi nei sistemi non lineari, quali la vita o i sistemi economici, le

parti non devono essere studiate separatamente le une dalle altre, perchè quando sono compresenti si comportano in un modo diverso dal loro comportamento in isolamento.

La vita artificiale è l'approccio sintetico alla biologia: cerca di studiare gli organismi come somma di parti in interazione. Oltre a ciò la vita artificiale intende osservare tutti i fenomeni biologici, come l'auto-organizzazione e l'evoluzione, riprodurre fenomeni biologici al di fuori della vita naturale e studiare qualunque cosa emerga dal processo, anche quando non ha corrispettivi nel mondo naturale.

I modelli del comportamento umano devono quindi essere dei sistemi non lineari, e questa è una caratteristica comune ai modelli di vita artificiale e ai modelli di intelligenza artificiale di impostazione connessionista quali le reti neurali artificiali.

Una caratteristica dei sistemi viventi naturali, oltre a quella di essere composti di parti in interazione, è di avere un funzionamento parallelo. E' probabile che ogni modello di simulazione del comportamento, per essere efficace e il più possibile fedele alla realtà, debba essere fortemente distribuito e avere un alto grado di parallelismo.

1.2 L'astrazione della forma logica di una macchina e del suo comportamento.

La vita artificiale è una disciplina molto recente. E' possibile però rintracciare alcuni dei suoi principi nella scienza e nella tecnologia dei secoli scorsi. I primi modelli di esseri viventi sono stati dei congegni meccanici, e proprio dalla tecnologia della regolazione delle macchine derivò una tecnologia più generale: quella del controllo dei processi. Il funzionamento di una macchina veniva controllato da congegni meccanici prima semplici e poi via via più complicati, in grado di originare comportamenti delle macchine estremamente complessi. Apparvero infine i dispositivi di controllo programmabili che consentivano, tramite congegni meccanici facilmente modificabili, di fare eseguire alla macchina sequenze complesse di azioni. Nel ventesimo secolo si arrivò a formulare il concetto astratto di procedura e a

formalizzare la nozione di successione logica di passi, e a concludere che l'essenza di un processo meccanico, la "cosa" responsabile del suo comportamento dinamico, è una struttura di controllo astratta, un "programma". La forma logica di una macchina venne distinta dalla sua struttura materiale, e si arrivò alla conclusione che la "macchinità" era una proprietà della forma, non della sostanza. L'equivalente logico-formale di una macchina materiale è l'algoritmo, cioè la sequenza di passi che descrive la dinamica di un automa indipendentemente dai dettagli della sua costituzione materiale. E' possibile anche invertire i termini, e vedere gli algoritmi come macchine in potenza.

La divisione tra specificazione formale e costituzione materiale di una macchina è chiara in un calcolatore programmabile; i calcolatori sono "macchine del secondo ordine", possono cioè diventare qualsiasi tipo di macchina, ricevendone la opportuna specificazione formale. Grazie ad essi si può studiare direttamente la forma logica di una macchina: ad attuarla ci penserà il calcolatore.

Vi sono però due limiti fondamentali al tipo di comportamento che può essere generato da un calcolatore. La prima limitazione riguarda la computabilità di principio; certi comportamenti sono incomputabili in quanto non può essere data nessuna specificazione formale di una macchina che generi tali comportamenti. Un classico esempio è il caso di una macchina che deve stabilire se un'altra macchina, di cui dispone della specificazione formale, perviene o no al suo stato di arresto. Turing dimostrò che un comportamento del genere non è specificabile. La seconda limitazione riguarda la computabilità di fatto. Per certi comportamenti, anche se è possibile, in linea di principio, dare una specificazione formale della macchina che li genera, è impossibile identificarla, ovvero non esistono metodi per produrla, tranne una ricerca per tentativi.

Non bisogna confondere il concetto di specificazione formale di una macchina, cioè della sua struttura logica, da quello di specificazione formale del comportamento

della macchina stessa. Infatti non è detto che si possa derivare il comportamento dalla struttura o viceversa. Per scoprire il comportamento di certe macchine si può solo metterle in moto e vedere che cosa succede.

Sulla base di questa concezione delle macchine alcuni ricercatori cercarono di applicare gli stessi concetti alla vita; essi spostarono la loro attenzione dalla meccanica della vita alla logica della vita.

Uno di essi fu Von Neumann, che intendeva astrarre la forma logica della autoriproduzione naturale, scoprire quindi il tipo di organizzazione logica che permette a un automa di autoriprodursi. Von Neumann (1966) fu il primo a cogliere l'essenza della vita artificiale, che è la ricerca della forma logica di ogni fenomeno biologico. Egli riuscì nel suo intento, progettando un tipo di automa cellulare (degli automi cellulari si parlerà in un prossimo paragrafo) in grado di riprodursi, e soprattutto stabilì alcuni assiomi che caratterizzano ogni sistema in grado di riprodursi. Con la scoperta della struttura del DNA si vide che anche i sistemi viventi rispettavano tali assiomi.

1.3 I sistemi non lineari. La determinazione locale del comportamento.

Intelligenza artificiale e vita artificiale utilizzano entrambe i calcolatori per studiare fenomeni naturali complessi. Vi è però una differenza nell'uso della tecnologia della computazione; mentre l'intelligenza artificiale usa il calcolatore come un modello dell'intelligenza, la vita artificiale usa il calcolatore come un ambiente entro il quale studiare un insieme di informazioni tentando di sintetizzare con esso una struttura che posseda le caratteristiche essenziali della vita.

Lavorare con la semplice informazione, invece che con gli strumenti tradizionali della biologia, è vantaggioso, perchè consente di concentrarsi sulle parti virtuali della vita, tralasciando quelle fisiche; inoltre l'informazione non ha un formato intrinseco, è

facilmente manipolabile tramite il calcolatore e può essere manipolata sia dal ricercatore che da azioni della struttura di informazione stessa.

I modelli realizzati sul calcolatore sono diventati sempre più complicati e hanno portato alla costruzione di sistemi di equazioni definitorie analiticamente irrisolvibili. Si è quindi ricorso a tecniche di costruzione dei modelli che fanno ricorso alla sintesi anziché all'analisi per studiare la complessità.

La distinzione tra sistemi lineari e non lineari è fondamentale per chiarire le difficoltà nello scoprire le proprietà dei sistemi complessi. Nei sistemi lineari il comportamento del tutto corrisponde alla somma del comportamento delle sue parti, mentre nei sistemi non lineari il comportamento del tutto è maggiore della somma delle sue parti. Un sistema lineare può quindi essere analizzato scomponendolo in parti costitutive più semplici e analizzando poi le stesse separatamente. Ricomponendo poi ciò che si è compreso sulle parti semplici, si può apprendere il funzionamento del sistema completo. Questo non avviene nei sistemi non lineari, perché i loro comportamenti più importanti sono proprietà delle interazioni tra le parti e non proprietà delle parti in sé stesse, e queste proprietà vengono meno se le parti vengono studiate in isolamento. E' quindi inefficace usare l'analisi con i sistemi non lineari; l'approccio più corretto allo studio dei sistemi non lineari è quello inverso rispetto all'analisi: la sintesi. Occorre definire i comportamenti delle parti e comporle per sintetizzare il comportamento del sistema che ci interessa. Il metodo della sintesi è preferibile quindi per studiare la vita o il comportamento umano, ivi compreso quello economico.

Ciò è evidente in particolare nello studio della vita, la quale è una proprietà della forma, non della materia; le parti che costituiscono un sistema vivente sono vive solo se possono interagire nel modo corretto. La vita è un tipo di comportamento, non un tipo di materia, ed è formata da un sistema di comportamenti più semplici che dipendono a loro volta da interazioni non lineari tra le parti fisiche. Il comportamento

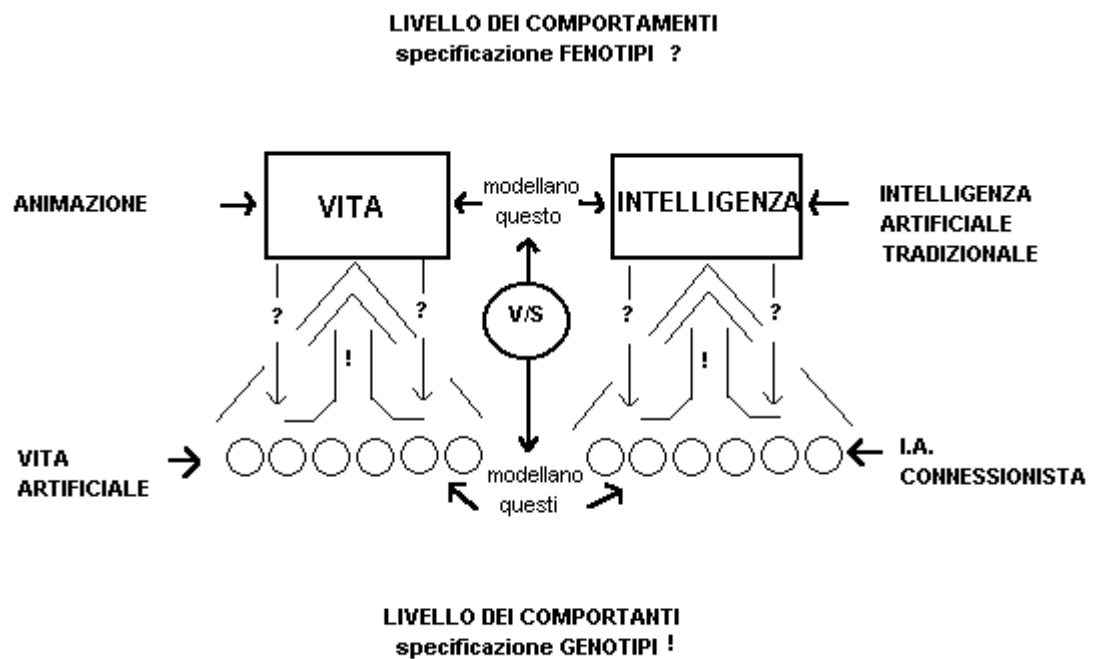
è quindi la parte virtuale di un sistema vivente; la vita artificiale lo studia, e la sintesi è il suo principale strumento metodologico.

I comportamenti complessi possono essere generati più facilmente applicando regole semplici locali, che non applicando regole complesse globali. Questo perchè la complessità di un sistema non lineare dipende dalle interazioni non lineari che si verificano a livello locale; se si cerca di specificare le regole globali, occorre determinare esattamente tutti i possibili comportamenti del sistema in ogni sua parte, comprendendo anche i comportamenti periferici. In un sistema piuttosto complesso il numero di possibili stati globali è enorme, e le regole generali devono per forza ricorrere a una forte semplificazione, classificando gli stati del sistema, per evitare di essere troppo complicate e irresolubili analiticamente; la classificazione porta inevitabilmente a comportamenti rigidi e innaturali, e non tiene conto delle piccole differenze nei comportamenti locali, che possono anche portare a differenze enormi nel comportamento globale.

I sistemi che utilizzano regole locali per comportamenti locali possono fornire regole diverse per ogni stato locale, che viene quindi determinato con precisione. Da regole estremamente semplici possono poi emergere comportamenti molto complessi grazie alle interazioni non lineari; questo è evidente nella simulazione su calcolatore di processi fisici quali la turbolenza. I comportamenti globali generati dalle regole locali provocano a loro volta dei cambiamenti negli stati locali, instaurando un processo di interazione circolare tra i vari livelli del sistema, il che contribuisce ad aumentare la complessità.

E' possibile distinguere, all'interno delle discipline che studiano la vita e l'intelligenza, due correnti di pensiero, una con una metodologia *top-down*, che cerca di creare dei modelli generali di vita o intelligenza e da questi deriva le caratteristiche dei loro componenti tramite l'analisi; l'altra che cerca di ottenere delle rappresentazioni generali di vita e intelligenza modellizzandone le parti costitutive e

facendole interagire, con un metodo *bottom-up* e utilizzando la sintesi. Alla prima corrente di pensiero appartengono la biologia tradizionale e l'intelligenza artificiale tradizionale, mentre alla seconda appartengono la vita artificiale e l'intelligenza artificiale connessionista (Langton, 1989).



Tratto da Langton (1989)

CAPITOLO Errore. L'argomento parametro è sconosciuto.

L'ASTRAZIONE DELLA FORMA LOGICA DELLA VITA

Gli organismi viventi sono paragonabili a macchine biochimiche estremamente complesse. Sappiamo che è possibile astrarre la forma logica di una macchina prescindendo dalla sua struttura fisica, è naturale chiedersi se sia possibile astrarre la forma logica di un organismo prescindendo dalla sua struttura biochimica.

2.1 Genotipo e fenotipo.

Una caratteristica comune ai sistemi viventi è la distinzione, per quel che riguarda la generazione del comportamento, di genotipo e fenotipo. Il genotipo è l'insieme di istruzioni genetiche contenute nel DNA di un organismo. Il fenotipo è l'organismo fisico che si è prodotto come risultato dell'interpretazione di un genotipo, in un processo detto morfogenesi. Si può considerare il genotipo come un insieme non ordinato di istruzioni; ognuna di queste istruzioni è la specificazione di una "macchina" diversa, che una volta costruita e inserita nel contesto delle altre "macchine" si comporta secondo le proprie istruzioni e secondo le interazioni con l'ambiente. Il fenotipo emerge dal risultato tra queste interazioni, che sono largamente non lineari.

Le nozioni di genotipo e fenotipo sono definite all'interno della biologia. Per usare più correttamente questi termini al di fuori della biologia tradizionale, è opportuno definire i concetti di genotipo generalizzato, che chiameremo più

brevemente GENOTIPO, e fenotipo generalizzato, o FENOTIPO. Il GENOTIPO è qualunque insieme non ordinato di regole di basso livello, cioè da applicare a livello locale in un sistema, che verranno applicate dalle "macchine". Il FENOTIPO è sia il comportamento che la struttura che emergono dalle interazioni locali e non lineari generate dal GENOTIPO.

Nella generazione di un comportamento con metodo bottom-up si procede quindi definendo un insieme di entità e assegnando loro delle semplici regole (il GENOTIPO) che ne definiscono il comportamento nei confronti dell'ambiente, costituito eventualmente dalle altre entità. Il comportamento dell'insieme, il FENOTIPO, non è specificato, ma emerge dall'insieme di interazioni fra attività.

Occorre rilevare che il FENOTIPO è un fenomeno a più livelli; il primo livello è quello che si viene a formare dall'esecuzione di ciascuna istruzione del GENOTIPO. Vi è poi il FENOTIPO corrispondente a ogni singola entità e al suo comportamento nell'insieme. Un terzo livello è costituito dal comportamento dell'aggregato. La strutturazione in livelli del FENOTIPO è evidente anche nei sistemi naturali: organi cellulari, cellule, tessuti, organi, organismi. I FENOTIPI dovrebbero quindi essere complessi e costituiti di più livelli; se i FENOTIPI hanno anche la possibilità di interagire tra di loro una simulazione della vita probabilmente comporta delle strutture gerarchiche emergenti.

Sono quindi possibili alcune osservazioni. Il GENOTIPO determina il FENOTIPO tramite le interazioni non lineari di basso livello, e ciò contribuisce a creare la complessità e la varietà dei FENOTIPI. Il FENOTIPO non influisce direttamente sul GENOTIPO, che è la sola informazione che verrà trasmessa tramite la riproduzione. Non è possibile prevedere quali FENOTIPI emergeranno da dati GENOTIPI, in quanto sono frutto di interazioni non lineari. Per conservare la predicibilità dovremmo limitare la dipendenza non lineare, rinunciando però a gran parte della ricchezza comportamentale. Analogamente non è possibile determinare quali modifiche devono

essere fatte a un GENOTIPO per ottenere un certo cambiamento nel FENOTIPO, anche se una risposta a questo problema può esistere. In generale, l'unico modo per scoprire qualcosa di un FENOTIPO è avviarne la generazione e osservare ciò che accade sotto il controllo di un certo GENOTIPO e ambiente. Occorre quindi procedere per tentativi; un modo efficiente per questo tipo di ricerca è il processo di evoluzione per selezione naturale.

2.2 Generazione di sistemi genotipo/fenotipo con oggetti ricorsivi.

La generazione ricorsiva di oggetti è una tecnica generale per la costruzione di sistemi GENOTIPO/FENOTIPO; in tale metodologia il GENOTIPO è rappresentato dalla descrizione ricorsiva, mentre l'oggetto o il comportamento che verrà generato ricorsivamente costituisce il FENOTIPO.

Per oggetto si intende una struttura con sottoparti; le sottoparti più elementari sono create e modificate dalle regole locali applicate ricorsivamente, e solitamente sono sensibili al contesto. Generalmente non vi sono regole che influenzano il sistema globale o che dipendono da informazioni globali, ogni elemento è modificato solo sulla base del suo stato e dello stato degli elementi adiacenti.

Un semplice esempio di oggetti generati ricorsivamente è costituito dai sistemi di Lindenmayer, consistenti in insiemi di regole di riscrittura di stringhe di simboli (Prusinkiewicz, 1991); in ogni applicazione delle regole, che avviene fino ad una eventuale forma finale non più modificabile, una parte delle stringhe di caratteri viene rimpiazzata da nuovi caratteri, modificando così la stringa stessa. In questo caso le regole sono indipendenti dal contesto, ad ogni carattere viene applicata una sola regola. Ecco un esempio di regole (la descrizione ricorsiva o GENOTIPO):

- | | |
|---------------|--------------|
| 1) A ----> CB | 2) B ----> A |
| 3) C ----> DA | 4) D ----> C |

Partendo da una struttura iniziale -A- le regole generano la seguente "storia":

tempo	struttura
0	A
1	CB
2	DAA
3	CCBCB

E' possibile utilizzare anche regole che prevedano ramificazioni per rendere più interessante la struttura finale. Questo esperimento fa rilevare come da semplici regole locali applicate ricorsivamente si generi un FENOTIPO notevolmente complesso.

L'esempio precedente riguarda lo sviluppo di un FENOTIPO strutturale; vi sono anche esempi di FENOTIPI comportamentali, tra i quali gli stormi di "boids" creati sul calcolatore da Reynolds (1987). I boids sono oggetti che si muovono in uno spazio comune simulando il comportamento di uno stormo; le regole di movimento sono solo locali, riguardano il singolo oggetto e il suo comportamento rispetto agli oggetti adiacenti: mantenere una distanza minima da altri oggetti in movimento e adeguare la propria velocità a quella degli oggetti adiacenti. Con queste semplici regole alcuni boids liberati in uno spazio si riuniscono e formano uno stormo che vola intorno agli ostacoli dell'ambiente in modo fluido e del tutto naturale. In questo caso è facile distinguere il comportamento come FENOTIPO, e le regole come GENOTIPO, similmente a un meccanismo di cui si distinguono comportamento e specificazione formale.

Un altro esempio di applicazione ricorsiva a una struttura di regole, forse il più noto, è fornito dai sistemi di automi cellulari. Per crearne uno è necessario predisporre uno spazio a una o più dimensioni e suddividerlo in un reticolo di cellule, ciascuna delle quali può assumere un numero finito di stati. In ogni istante, lo stato in cui si trova una cellula dipende dallo stato in cui si trovava l'ambiente, cioè le cellule circostanti, in base a un insieme di regole. In questo caso il GENOTIPO è il sistema di regole cui si attengono gli automi del reticolo, e determina il FENOTIPO, cioè lo stato in cui si trova in un dato istante ogni singola cella e, a un livello superiore, l'intero

universo. Il più semplice automa cellulare è quello monodimensionale, cioè lineare, con due stati, ad esempio acceso/spento; in questo sistema ogni automa ha solo due vicini, il precedente e il successivo, le regole non possono quindi essere molte e il comportamento non è particolarmente interessante. La complessità del sistema aumenta enormemente utilizzando due dimensioni e due stati; un sistema del genere è stato reso noto da Conway ed è chiamato "gioco della vita". In esso sono presenti due semplici regole :

- una cellula sopravvive solo se ha due o tre vicini vivi all'istante precedente, tra gli otto vicini possibili;

- una cellula morta diventa viva se ha esattamente tre vicini vivi all'istante precedente.

Queste due semplici regole danno vita, applicate a diversi schemi iniziali, a universi di affascinante complessità, oppure all'estinzione della popolazione, rapida o dopo centinaia di generazioni, o alla formazione di schemi stabili o ripetitivi.

Si può facilmente immaginare a quale complessità porti l'innalzamento del numero degli stati e quindi delle possibili regole. Anche in questo caso si tratta di regole locali applicate al contesto. In questo tipo di universo può essere incorporato, almeno in teoria, ogni tipo di processo; è possibile in particolare incorporare dei calcolatori ad applicazione generale, in forma di particolari configurazioni di stati del reticolo; esistono ad esempio delle configurazioni che si autoriproducono.

E' stato tentato uno studio sulle regole e sulle loro conseguenze in un sistema monodimensionale, con un minore numero di regole da studiare. Stephen Wolfram ha classificato gli insiemi di regole in quattro gruppi:

- Classe n°1: regole che producono universi uniformi (tutte le cellule in un medesimo stato)

- Classe n°2: regole che producono configurazioni stabili o ripetitive

- Classe n°3: regole che producono schemi caotici

Classe n°4: regole che producono schemi complessi e localmente organizzati

Gli automi cellulari di classe 4 sono i più vicini alla vita. Langton (1992a) ha invece proposto uno studio quantitativo, che assegna una misura numerica, detta λ , agli insiemi di regole in base alla complessità dei loro comportamenti. L'ordinamento delle classi di Wolfram secondo tale misura λ è il seguente: classi 1, 2, 4, 3. È interessante notare che il comportamento di classe 4 sopravviene per una stretta gamma di λ , mentre il comportamento passa da regolare e ripetitivo a caotico. Secondo Langton i sistemi complessi hanno una fase di transizione tra comportamento ripetitivo e comportamento caotico, e la vita e l'intelligenza sono possibili in questa zona.

2.3 Vita reale in sistemi artificiali.

A questo punto, può essere utile ricordare e riordinare i temi e i principi che caratterizzano la ricerca nel campo della vita artificiale.

- Complessità da regole semplici

Gli esperimenti di vita artificiale dimostrano che un sistema complesso può essere derivato da regole semplici; questo non dimostra che vita e intelligenza derivino da regole semplici, ma ci suggerisce un modo possibile per investigare processi altrimenti intrattabili.

- Regole locali, comportamento globale

La vita artificiale mostra che non sono indispensabili regole globali per descrivere il comportamento di un sistema; il comportamento globale può essere contenuto in informazioni locali.

- Metodologia bottom-up

La metodologia bottom-up permette di costruire sistemi senza conoscere esattamente come dovrebbero funzionare, semplicemente modellizzandone le basi e lasciando che si evolvano, ottenendo comportamenti molto più naturali e fluidi.

- Comportamento emergente

Una caratteristica degli esperimenti di vita artificiale è l'emergenza di comportamenti inaspettati e non imposti dal ricercatore.

- Calcolo parallelo

Il calcolo parallelo è una caratteristica che sembra comune a ogni sistema vivente e intelligente, dalla quale deriva varietà e complessità.

- Sensibilità al contesto

Le regole sensibili al contesto rendono possibili le interazioni non lineari tra le parti, e la propagazione di segnali attraverso la struttura . Inoltre la sensibilità al contesto permette comportamenti differenziati delle singole entità con uguali regole in ambienti diversi.

- Feedback tra livello locale e livello globale

Non vi sono solo interazioni orizzontali tra entità, ma anche verticali tra livelli, in entrambe le direzioni, verso l'alto e verso il basso, e in modo circolare.

Gli esperimenti di vita artificiale e intelligenza artificiale hanno diviso gli studiosi e i ricercatori dei rispettivi campi.

Per quanto riguarda la vita artificiale vi sono alcuni biologi che ritengono la somiglianza con i sistemi viventi una semplice coincidenza, e non vi attribuiscono molta importanza.

Altri sostengono che i sistemi artificiali non sono realmente vivi, ma simulano i processi naturali e possono essere utili per una loro migliore comprensione.

Infine, alcuni sostengono che l'essenza stessa della vita sia il processo, non la struttura fisica, e la materia sia irrilevante. La parte artificiale della vita riguarderebbe solo le parti costitutive, non i processi emergenti, che quindi sarebbero genuini, non meno di quelli naturali. Per meglio chiarire questa visione si possono prendere ad esempio gli stormi di boids: essi non sono neppure simili ad uccelli, a livello dei comportamenti vi è una grande differenza con i sistemi naturali; a livello dei

comportamenti, invece, i boids e gli uccelli sono casi particolari del comportamento di stormo, che non dipende dalle caratteristiche delle unità che lo generano.

CAPITOLO **Errore. L'argomento parametro è sconosciuto.**

I MODELLI EVOLUZIONISTI

3.1 Utilità dei processi evolutivisti.

Una caratteristica comune ai sistemi non lineari è l'impossibilità, conoscendo solo le regole che li caratterizzano, di prevedere il comportamento del sistema; per determinarlo occorre mettere alla prova la "macchina".

Nei sistemi GENOTIPO/FENOTIPO, dunque, è impossibile determinare il FENOTIPO che verrà prodotto da un dato GENOTIPO, se non lasciando che si sviluppi all'interno di un certo ambiente; il problema si complica ulteriormente considerando un ambiente composto da molti FENOTIPI impegnati in interazioni non lineari. Non è risolvibile neppure il problema inverso, cioè trovare, dato un FENOTIPO desiderato, il GENOTIPO che lo genera. Per effettuare questo tipo di ricerche occorre trovare un metodo che semplifichi la ricerca per tentativi, troppo numerosi in un sistema di un qualche interesse.

Negli esempi finora presentati si sono immaginati i GENOTIPI appropriati, che sono poi stati modificati a discrezione del ricercatore per ottenere i FENOTIPI desiderati. Questo metodo è però fortemente limitato dai preconcetti e dalle limitate capacità di immaginare dei GENOTIPI da parte del ricercatore.

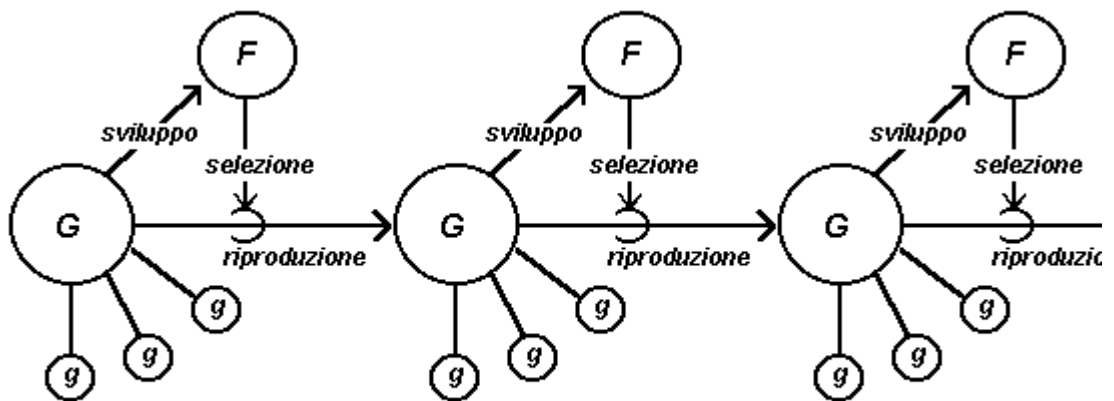
Una possibile soluzione a questo problema viene dall'osservazione di un processo naturale: l'evoluzione per selezione naturale. La tecnica dell'evoluzione è già stata usata per trovare soluzioni a problemi di vario genere: la realizzazione di

programmi per calcolatore; la progettazione, ad esempio di oleodotti e motori a turbina; la creazione di sistemi di intelligenza artificiale e l'addestramento di robot (Prata, 1992). Tuttavia i modelli evoluzionisti sono stati usati soprattutto per studiare i risultati di un'evoluzione, non il processo evolutivo in sé.

3.2 Selezione naturale.

Il processo di evoluzione per selezione naturale è semplice, ma può essere l'unico schema di ricerca efficiente e generale tra i numerosi possibili genotipi.

Un insieme di genotipi diversi forma, all'interno di uno specifico ambiente, una popolazione di fenotipi che interagiscono tra loro e con l'ambiente. Tra i fenotipi, alcuni otterranno un successo migliore di altri, si dimostreranno più adatti a sopravvivere; questi avranno la possibilità di riprodurre i propri genotipi, che verranno però duplicati in modo che le copie risultino simili ma non identiche all'originale. Dai nuovi genotipi si svilupperà una nuova popolazione di fenotipi e il processo verrà quindi ripetuto infinite volte.



Tratto da Langton (1989)

La selezione avviene dunque non sul genotipo, il comportamento del quale è indeterminabile, ma sul relativo fenotipo. La parte di informazione che viene

trasmessa è però contenuta nel solo genotipo; sono inoltre indispensabili le mutazioni casuali che causano le variazioni necessarie alla ricerca di soluzioni migliori.

Questo metodo di ricerca, basato sulla selezione e sulla mutazione è enormemente più efficiente di una ricerca casuale, e permette ugualmente un intervento limitato o nullo del ricercatore.

3.3 Principi generali degli algoritmi genetici.

Nel primo capitolo si è visto come Von Neumann abbia astratto la forma logica della autoriproduzione, svincolandola dai sistemi biologici naturali. Un lavoro simile è stato fatto da Holland nei confronti dell'evoluzione. Holland (1975, 1986) ha definito un "algoritmo genetico", un processo che è stato astratto dalla evoluzione biologica naturale, ma che può essere applicato a svariati problemi, a condizione che siano espressi come sistemi GENOTIPO/FENOTIPO. Nell'algoritmo genetico, un GENOTIPO è una stringa di caratteri che contiene l'informazione necessaria a sviluppare una possibile soluzione a un dato problema. Per esempio, la stringa potrebbe codificare una certa matrice di pesi per una rete neurale artificiale, o le istruzioni che compongono un programma di calcolatore. Il GENOTIPO viene tradotto poi nel corrispondente FENOTIPO, che sarà ad esempio la rete neurale artificiale, e costituisce la possibile soluzione al problema; le prestazioni del FENOTIPO vengono valutate e il suo GENOTIPO viene riprodotto proporzionalmente al suo successo.

L'algoritmo genetico genera nuovi GENOTIPI applicando alle stringhe di caratteri alcuni *operatori genetici*, ai quali è opportuno dedicare qualche riga di descrizione.

La *riproduzione* è l'operatore più importante e più elementare; solitamente i GENOTIPI vengono riprodotti in modo direttamente proporzionale al loro adattamento: una volta valutato l'adattamento dei FENOTIPI, ai GENOTIPI corrispondenti a FENOTIPI superiori alla media viene attribuita una probabilità maggiore di riprodursi, o un maggior numero di copie. Vi sono molte varianti della riproduzione proporzionale; ad

esempio possono essere riprodotti solo i GENOTIPI corrispondenti al 10% superiore della popolazione, trascurando e sostituendo il resto.

La *mutazione* è la sostituzione all'interno della stringa di caratteri di uno o più caratteri con altri presi a caso. Un elevato numero di mutazioni aumenta la variabilità dei GENOTIPI e la velocità con cui si evolve il sistema, ma può anche rovinare, se eccessivo, delle combinazioni di caratteri con un buon adattamento.

Il *crossing over* è un meccanismo con il quale due stringhe di caratteri si scambiano blocchi di caratteri, dando origine a due nuove stringhe che contengono ognuna una commistione dei caratteri dei "genitori". Mentre le mutazioni sono una ricerca casuale, il crossing over è una tecnica più "intelligente" di ricerca; con essa vengono miscelati blocchi di geni invece di singoli geni. In questo modo si perde qualcosa in termini di varietà, ma c'è il vantaggio che gruppi di geni (caratteri) che hanno dimostrato di funzionare bene insieme non vengono separati (Prata, 1992). Il crossing over ha il suo omologo biologico nello scambio di cromosomi tra le cellule uovo genitori.

L'*inversione* consiste nel cambiamento dell'ordine dei caratteri all'interno di blocchi di caratteri della stringa che costituisce il GENOTIPO.

La *duplicazione* è usata per raddoppiare la lunghezza della stringa di caratteri, e serve a ottenere ad esempio reti neurali più grandi.

Lo schema dell'algoritmo genetico è il seguente:

1. generare una popolazione iniziale di GENOTIPI;
2. tradurre i GENOTIPI della popolazione in FENOTIPI e valutarli, assegnando a ciascun GENOTIPO un valore di adattamento;
3. duplicare i GENOTIPI in rapporto al loro grado di adattamento relativo;
4. applicare gli operatori genetici, come crossing over, mutazioni, inversioni, duplicazioni, ai GENOTIPI della popolazione;

5. rimpiazzare, nella popolazione, i GENOTIPI meno adattati con la prole generata più recentemente;

6. ritornare al passo 2 e iterare.

Solitamente i FENOTIPI vengono valutati indipendentemente gli uni dagli altri, in base al loro adattamento ad un certo problema, che costituisce l'ambiente col quale il FENOTIPO interagisce. Questo perché si sta cercando una soluzione ottimale ad un dato problema. Nell'evoluzione biologica, però, la valutazione non si riferisce a problemi specifici, ma a problemi impliciti, quali la sopravvivenza; inoltre l'ambiente è costituito dall'insieme dei FENOTIPI; l'adattamento dipende anche dalle interazioni non lineari con gli altri FENOTIPI.

3.4 Esempi di sistemi evolutivisti.

Un problema fondamentale nell'uso di algoritmi genetici è il modo con cui viene effettuata la valutazione dei FENOTIPI e quindi, in definitiva, la base sulla quale viene effettuata la selezione.

Negli esperimenti più semplici che utilizzano algoritmi genetici la valutazione viene effettuata discrezionalmente dal ricercatore, ed è quindi una selezione artificiale. Nei sistemi biologici non esiste invece un "allevatore" che opera la selezione; questa viene realizzata dalle condizioni ambientali e dalle interazioni tra soggetti, senza che vi siano dei modelli prefissati ai quali i FENOTIPI devono avvicinarsi.

Negli esempi che seguono si passerà da casi di selezione totalmente artificiale ad altri nei quali il ruolo di "allevatore" passa gradualmente alle pressioni naturali imposte dalla dinamica del mondo computazionale stesso, fino ad arrivare ad una vera e propria selezione naturale.

I *biomorfi* sono un modello dell'evoluzione dovuto a Dawkins (1987), un biologo evolutivista. Un biomorfo è una struttura ad albero realizzata ricorsivamente da un programma di calcolatore in base a poche istruzioni contenute in un codice

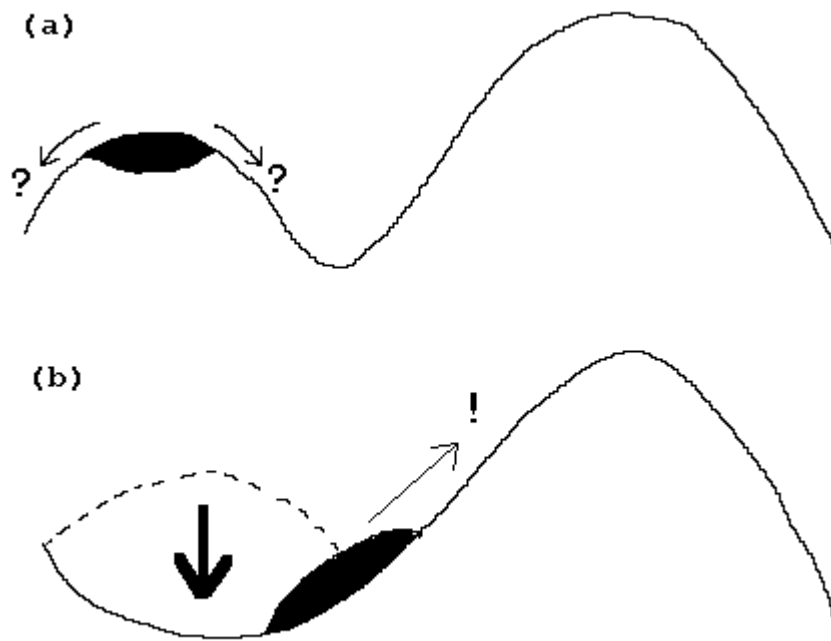
genetico; alcuni geni possono ad esempio indicare il numero di rami, altri l'ampiezza degli angoli da essi formati. Il programma, partendo dal primo esemplare, produce una serie di varianti mutando leggermente il suo codice genetico; l'utente sceglie tra i vari alberi (FENOTIPI) disegnati sullo schermo quello che reputa il migliore, e il programma riparte da questo esemplare, generandone altre varianti e iterando così il processo di selezione. L'utente può così "allevare" una specie di albero desiderata. Questo è chiaramente un esempio di selezione artificiale; il calcolatore genera le varianti del genotipo e ne mostra i relativi FENOTIPI, ma è l'utente a generare direttamente la selezione.

Un altro esempio viene dalla ricerca di Hillis (1991) nella progettazione di circuiti elettronici capaci di eseguire un certo compito sempre più velocemente. Nel sistema evolucionista di Hillis i GENOTIPI sono stringhe di caratteri che codificano le connessioni di un circuito, i GENOTIPI possono poi essere tradotti in simulazioni di circuiti da un calcolatore, che ne valuta la velocità e l'efficacia. I GENOTIPI migliori vengono poi riprodotti con alcune modifiche casuali, realizzando così il processo evolutivo.

In questo caso la selezione non è più operata dall'uomo, ma da una funzione di adattamento esplicita contenuta nel programma, che non muta nel tempo e valuta singolarmente i circuiti; è quindi ancora un caso di selezione artificiale, con l'"allevatore" costituito da una funzione esterna al mondo in evoluzione. Il sistema ha dato buoni risultati, generando circuiti validi ma non ottimi, in quanto il sistema si fermava sistematicamente su massimi locali.

Per risolvere questo inconveniente, Hillis ha allora adottato un metodo di co-evoluzione tra problemi e soluzioni. Nel primo esperimento i circuiti sono valutati sulla base di alcuni problemi fissi da risolvere. Nel nuovo esperimento, i problemi sono diventati anch'essi una popolazione che si evolve, tentando di mettere in difficoltà i circuiti; si fronteggiano dunque due popolazioni con compiti opposti.

Questo esperimento ha dato risultati migliori, perchè quando una popolazione di circuiti si dirige e si ferma su un massimo locale, la popolazione di problemi cerca di evolversi e peggiorare le prestazioni dei circuiti. In questo modo si abbassa il picco sul quale si trovano i circuiti, i quali sono spinti a ricercare una nuova soluzione, uscendo dal massimo locale e continuando la loro ricerca dell'ottimo.



L'ambiente di adattamento si deforma quindi col tempo, e le coppie di popolazioni possono spingersi più in alto nella scala evolutiva, grazie agli stimoli dovuti alla concorrenza reciproca. La co-evoluzione ci ha quindi portati più vicini alla selezione naturale: l'adattamento di un circuito non ha un valore assoluto e fisso, ma dipende dai problemi che ha di fronte. L'adattamento è quindi una quantità relativa, essa stessa in evoluzione.

3.5 Il "dilemma del prigioniero" iterato e "Tierra".

Un esempio più completo di sistema evoluzionista, che adotta una selezione vicina a quella naturale, pur mantenendo una misura esplicita dell'adattamento, è rappresentato dalla versione evoluzionista del modello del "dilemma del prigioniero" iterato, sviluppata da Lindgren (1991).

Il noto problema della teoria dei giochi era già stato studiato in versione iterativa da Axelrod e Hamilton (Axelrod e Hamilton 1981; Axelrod 1984). In tale versione gli individui si trovavano a giocare ripetutamente con la stessa matrice dei pagamenti, qui riportata:

		GIOCATORE B	
		Coopera	Tradisce
GIOCATORE A	Coopera	(3,3)	(0,5)
	Tradisce	(5,0)	(1,1)

La coppia indica rispettivamente i punteggi di A e B.

Se gli individui giocano una sola volta, il comportamento col maggior profitto è il tradimento, in quanto il punteggio è superiore alla cooperazione per ogni comportamento dell'altro individuo. In caso di gioco ripetuto agli individui converrebbe cooperare sempre; in questo modo otterrebbero sempre tre punti e, nel lungo periodo, il loro punteggio risulterebbe migliore rispetto all'azione tesa ad ottenere un profitto immediato. Axelrod e Hamilton dimostrarono che anche soggetti tendenzialmente individualisti che vogliono massimizzare il loro profitto arrivano ad adottare un comportamento "altruistico" di cooperazione.

Nell'esperimento di Lindgren una popolazione gioca ad ogni generazione un "torneo" in cui ogni individuo si scontra con gli altri, decidendo se cooperare o tradire. L'individuo acquisisce un punteggio che è la somma dei punteggi ottenuti nei singoli

scontri, in base alla matrice dei pagamenti. Gli individui verranno poi riprodotti in proporzione al risultato relativo ottenuto, e rimpiazzati dalla nuova generazione.

Il comportamento di un individuo è definito dalla sua strategia; quest'ultima è una stringa di caratteri 0 e 1 di varia lunghezza. Per decidere che mossa fare, se cooperare o tradire, l'individuo fa riferimento alle mosse precedenti, sue e dell'avversario; il numero di giocate precedenti mantenuto in memoria può variare. Ogni giocata viene registrata come una stringa binaria di due caratteri, ognuno dei quali descrive la mossa di un giocatore (0 tradimento - 1 cooperazione). Le varie giocate sulle quali si basa la decisione vengono affiancate per formare una stringa di più caratteri. Ad esempio, usando una profondità di memoria di tre giocate si otterrà una stringa binaria di sei caratteri. Questa stringa viene interpretata come un numero binario e usata per cercare il carattere che, nel vettore strategia dell'individuo, corrisponde a tale posizione. L'individuo si comporta nel modo indicato da tale carattere. In questo sistema l'unico elemento che costituisce e differenzia gli individui è la loro strategia, cioè il GENOTIPO, ed è l'unica informazione che viene trasmessa alla generazione successiva.

Oltre alla riproduzione proporzionale all'adattamento, al GENOTIPO vengono applicati altri operatori genetici, che servono a variare il patrimonio genetico della popolazione. Le mutazioni cambiano un singolo carattere della stringa, con identica probabilità per ciascun carattere. La duplicazione raddoppia la lunghezza della stringa affiancandone una uguale; ciò consente una infinita varietà di strategie. Inoltre la stringa raddoppiata può tenere conto di una mossa in più rispetto alla strategia genitore; questo tipo di variazione è neutrale perchè non muta il comportamento del FENOTIPO, ma il GENOTIPO più lungo avrà maggiori probabilità di mutare uno dei suoi caratteri. Infine una stringa può essere dimezzata, e una sola delle sue metà trasferita alla successiva generazione. (Lane, 1992)

L'evoluzione procede facendo sì che popolazioni di organismi differenti si aiutino a vicenda nelle migrazioni attraverso paesaggi di adattamento accoppiati; esse infatti deformano dinamicamente l'una il paesaggio dell'altra tramutando massimi locali in minimi locali. Il grado di adattamento delle strategie non è un valore fisso calcolabile per sé stesso; esso dipende da quali altre strategie esistono nelle popolazioni che l'individuo si trova a fronteggiare.

Nel corso della storia evolutiva del sistema si evolvono un gran numero di strategie interessanti, la più semplice delle quali consiste nel fare una prima mossa "cooperativa" e in seguito agire esattamente come ha fatto l'avversario. Un'evoluzione di questa strategia perdona all'avversario il primo tradimento, prima di iniziare a tradire a sua volta. E' interessante notare come un comportamento "altruista" possa emergere e dimostrarsi vincente in un contesto dove apparentemente sopravvive solo il più forte; questo è un tipo di comportamento riscontrato in numerose specie animali, ed anche nel comportamento economico umano, ma non spiegato dalle teorie economiche classiche (The Economist Dec 25th - Jan 7th 1994: pag 91-93 "Evo-Economics").

Per lo studio dei processi evuzionisti sono però più importanti alcune proprietà esibite da questo modello. Anzitutto il sistema esibisce un comportamento decisamente simile a quello che si riscontra anche nell'evoluzione naturale e in biologia viene chiamato equilibrio punteggiato (Elredge e Gould, 1972): dopo qualche oscillazione iniziale il sistema si assesta in periodi di stasi relativamente lunghi, «punteggiati» irregolarmente da periodi di rapido cambiamento evolutivo.

In secondo luogo, i tipi di strategie che si impongono durante i periodi di stasi vengono rapidamente meno nel corso dei brevi, caotici, episodi di rapida successione evolutiva. Questi eventi di estinzione delle specie esistenti sono una conseguenza naturale della dinamica del processo evolutivo, in quanto non sono presenti eventi di

perturbazione esterni; si può quindi pensare che le estinzioni siano una caratteristica intrinseca e generale anche dei processi evolutivi naturali.

In terzo luogo, in questo modello emergono dei sistemi ecologici: durante i periodi di stasi il sistema è dominato da mescolanze di strategie che si integrano particolarmente bene, a beneficio della collettività. Insieme, esse costituiscono una strategia più complessa, a un livello superiore, che produce modelli di comportamento inaccessibili a strategie individuali. L'evoluzione può quindi portare alla creazione di comportamenti collettivi emergenti, che possono essere intesi come entità di un livello superiore.

L'ultimo esempio di modello evuzionista qui presentato elimina totalmente ogni processo di «allevamento» algoritmico, ed è il passo decisivo verso la genuina selezione naturale all'interno di un calcolatore. Si tratta di un sistema, chiamato Tierra (Ray, 1991), all'interno del quale dei programmi di calcolatore si disputano il tempo e lo spazio di memoria dell'unità centrale di elaborazione; il compito che questi programmi devono eseguire per poter essere riprodotti è semplicemente l'atto di autoriproduzione. Non c'è quindi bisogno di una funzione di adattamento e di una valutazione esterna: i programmi si autoriproducono, e quelli che ci riescono meglio si impongono sugli altri. Si tratta quindi di un genuino processo di evoluzione naturale in un calcolatore.

Anche in Tierra esistono dei meccanismi di variazione casuale che permettono la nascita di nuovi tipi di programmi. Le varianti che si riproducono più facilmente, che riescono a farsi riprodurre da altri programmi con l'inganno, che si impadroniscono dei puntatori d'esecuzione degli altri programmi, ecc., avranno più discendenti. Analogamente, avranno più discendenti i programmi che impareranno a difendersi da questi pericoli.

Durante il susseguirsi dei cicli evolutivi, complesse interazioni tra programmi continuano a svilupparsi su Tierra. A partire da una popolazione di protoprogrammi

che si autoriproducono Ray ha osservato l'emergere di intere «ecologie» di specie di programmi che interagiscono, identificando inoltre molti fenomeni comuni alle comunità ecologiche reali. L'adattamento di un individuo è una funzione complessa delle sue interazioni con gli altri individui della popolazione. Collezioni di programmi possono cooperare per potenziare il successo riproduttivo l'uno dell'altro, o possono ostacolarsi a vicenda, abbassando l'adattamento e allontanando la popolazione da un massimo locale. Anche in Tierra si osservano periodi di stasi intervallati da periodi di rapido cambiamento, in cui nuovi sistemi ecologici prendono il sopravvento.

CAPITOLO **Errore. L'argomento parametro è sconosciuto.**

FENOMENI EMERGENTI IN MONDI ARTIFICIALI

4.1 Le organizzazioni gerarchiche emergenti.

Molti sistemi, nelle scienze naturali come nelle società umane, sembrano avere la capacità di assumere, col tempo, una organizzazione sempre più complessa. Il processo con il quale questa organizzazione viene raggiunta possiede due aspetti caratteristici.

La prima caratteristica è la struttura gerarchica dell'organizzazione. Ciò significa che i sistemi sono composti da diversi livelli ordinati, ognuno dei quali consistente di entità che interagiscono tra di loro. Le entità di livello superiore possono essere composte da gruppi di entità di livello inferiore. Nei livelli superiori della gerarchia per descrivere le interazioni tra le entità occorre usare un periodo di tempo più lungo e uno spazio più vasto, rispetto ai livelli inferiori. Ad esempio, i sistemi biologici comprendono entità e processi che vanno dalle molecole alle cellule, dagli enzimi alle ecologie. Anche i sistemi economici comportano interazioni tra individui, imprese, settori economici e economie nazionali.

La seconda caratteristica dei sistemi è quella di produrre autonomamente la propria organizzazione. Le azioni delle entità di basso livello sono coordinate dalle strutture di livello superiore, che a loro volta sono derivate dalle interazioni tra entità di basso livello. Ad esempio, reti informali di operatori commerciali si trasformano in mercati organizzati formalmente.

L'ordine prodotto da questo tipo di coordinazione gerarchica non è mai stabile, perchè le interazioni tra entità di livello superiore cambiano l'ambiente entro il quale avvengono le interazioni di basso livello, e queste ultime cambiano le strutture superiori. Quindi il sistema è caratterizzato da un continuo cambiamento in tutti i livelli.

Questo tipo di sistemi è chiamato organizzazione gerarchica emergente (Lane, 1993), e molti fenomeni economici manifestano una struttura di questo genere.

4.2 I mondi artificiali. Elementi costitutivi.

Le organizzazioni gerarchiche emergenti sono processi che possono essere meglio studiati tramite un genere di modelli chiamati «mondi artificiali».

I mondi artificiali sono modelli stocastici implementabili su calcolatore, che consistono in un insieme di entità di microlivello che interagiscono fra di loro e con un «ambiente».

I mondi artificiali sono progettati in modo da potere, sotto certe condizioni, manifestare una organizzazione gerarchica emergente.

Le entità che costituiscono un mondo artificiale e i loro modi di interagire possono essere totalmente astratti, oppure ispirati da oggetti e relazioni di qualche sistema del mondo reale al quale si è interessati. Nel primo caso i mondi artificiali possono essere usati per studiare i principi generali delle organizzazioni gerarchiche emergenti, mentre nel secondo possono aiutare a capire come certe proprietà del sistema reale studiato dipendano dai processi sottostanti e dalle interazioni tra entità di livello inferiore.

Un mondo artificiale è costituito dalle entità di microlivello, da un ambiente e da una dinamica.

Ogni entità possiede degli attributi e delle regole di interazione. L'ambiente ha un determinato stato. Gli attributi possono cambiare a causa delle interazioni tra

entità, che sono influenzate dall'ambiente e dagli attributi stessi, dell'entità o dei suoi vicini. Le interazioni possono anche cambiare lo stato dell'ambiente. La dinamica, che può essere probabilistica, specifica l'ordine con cui le entità interagiscono. Inoltre, la dinamica può decidere quali entità muoiono e quando ne nascono delle nuove.

Lo stato dell'ambiente, una popolazione di entità e i loro attributi formano le condizioni iniziali del mondo; queste, insieme alla dinamica, generano una «storia», cioè una sequenza ordinata di stati del mondo.

4.3 Le proprietà emergenti nei mondi artificiali.

Lo scopo della costruzione di un mondo artificiale è scoprire se e sotto quali condizioni le «storie» esibiscono proprietà emergenti interessanti.

Una proprietà emergente è una caratteristica di una storia che: (1) Può essere descritta come un fenomeno che si sviluppa a livello aggregato, non descrivibile semplicemente dagli attributi delle singole entità; (2) persiste nel mondo artificiale per periodi di tempo lunghi rispetto alla scala temporale usata per descrivere le micro interazioni sottostanti; (3) è impossibile da spiegare facendo ricorso alle proprietà delle singole entità. In altre parole, la proprietà a livello aggregato non può essere dedotta dalle micro proprietà del modello in un modo più breve di quello di produrre la proprietà avviando il modello e generando la storia.

Un esempio di proprietà emergente è quello di un'economia artificiale nella quale le entità che scambiano un insieme di beni con un sistema di baratto iniziano ad usare uno dei beni con funzioni di moneta. Un altro esempio è quello di un'economia artificiale nella quale vi sono entità che producono e scambiano beni; l'evoluzione di un tasso di crescita costante per il «PNL» di questa economia potrebbe essere un proprietà emergente.

Alcune delle proprietà emergenti sono variabili che accomunano tutte le entità, come nell'esempio del PNL, altre sono strutture di livello superiore, come la moneta.

Tutte le proprietà emergenti evidenziano però una autoorganizzazione, cioè un coordinamento spontaneo delle interazioni tra entità.

E' anche possibile che emergano delle entità di livello superiore. Queste entità sono composte di un insieme di entità di microlivello che esibiscono schemi di comportamento coordinati. Queste entità di livello superiore possono anche autoriprodursi e sviluppare modi di interazione tra di loro, dando vita addirittura ad entità di un livello ancora superiore.

4.4 Possibili usi dei mondi artificiali.

I mondi artificiali sono modelli che consentono studi in diverse aree di interesse. E' altresì importante precisare qual è il vero oggetto di studio nell'applicazione di questi modelli.

Il mondo artificiale in sé potrebbe essere il principale obiettivo della ricerca, volendone scoprire le proprietà emergenti, e come esse dipendano dalle regole del sistema e dalle condizioni iniziali.

Inoltre, il mondo artificiale potrebbe essere visto come un modello di qualche fenomeno del mondo reale al quale si è interessati. In questo caso, il mondo artificiale è utile per determinare se e come certe interazioni di basso livello nel mondo reale causano strutture e processi di livello più elevato.

Infine si possono usare i mondi artificiali per studiare le organizzazioni gerarchiche emergenti come un fenomeno astratto, ricercando su problemi simili ai seguenti:

- quali caratteristiche deve avere un sistema per dare origine a un'organizzazione gerarchica emergente?

- è possibile una classificazione delle organizzazioni gerarchiche emergenti?

- quali generi di interazione sono possibili tra i vari livelli della gerarchia, e qual è il grado di autonomia dei processi che si verificano in un dato livello rispetto agli altri livelli?

- quali sono le caratteristiche generali della dinamica dei processi emergenti? Ad esempio, l'equilibrio punteggiato è una caratteristica di tutti i processi emergenti?

Mentre gli statistici e i matematici potrebbero essere interessati soprattutto ai mondi artificiali in sé, per un economista è interessante soprattutto l'uso di un mondo artificiale per studiare alcuni aspetti dell'economia reale.

In ogni caso, qualsiasi sia l'obiettivo di ricerca del mondo artificiale, occorre definire una strategia per sviluppare mondi artificiali che generino dati utili allo studio.

4.5 Difficoltà nella progettazione dei mondi artificiali.

Nella progettazione di un mondo artificiale si incontrano alcuni notevoli problemi, comuni ad ogni genere di mondo artificiale. I principali di essi vengono esaminati nei successivi paragrafi.

4.4.1 Necessità dello sviluppo su calcolatore.

I mondi artificiali sono modelli matematici di notevole interesse, ma è improbabile che sia possibile dimostrare teoremi sulle loro proprietà emergenti usando strumenti matematici classici. Vi sono tre ragioni che confermano questa asserzione.

Innanzitutto i mondi artificiali sono progettati per essere sistemi senza uno stato finale e volti al continuo cambiamento. Le proprietà emergenti sono solo stabili temporaneamente, non rappresentano una condizione di equilibrio o asintotica. Sarebbe quindi difficile applicare il vasto repertorio di strumenti matematici che computano processi di equilibrio, e non vi sono metodi corrispondenti per studiare fenomeni transitori.

Inoltre le proprietà emergenti sono funzioni complesse della storia di interazioni tra entità, ed è difficile pensare che una descrizione matematica completa dell'enorme numero di micro interazioni sia trattabile analiticamente.

Infine, è probabile che la capacità di un sistema di generare una organizzazione gerarchica emergente dipenda dal suo grado di complessità, sia negli attributi che negli schemi di interazione. Il tentativo di costruire un modello matematico semplice e trattabile farebbe perdere al sistema la varietà di comportamenti necessaria all'emergenza di una struttura.

Per queste ragioni, l'unico modo di sviluppare una organizzazione gerarchica emergente è quello di implementare il mondo artificiale su calcolatore e di osservare ciò che succede; viene quindi seguito un metodo induttivo.

4.5.2 Identificazione delle proprietà emergenti.

La natura delle proprietà emergenti le rende difficili da identificare, soprattutto quando non sono attese.

Le proprietà emergenti rappresentano una innovazione nella struttura del mondo artificiale, e per definirle è necessario un nuovo vocabolario, che vada oltre le definizioni di entità, attributi e interazioni.

Le proprietà emergenti non possono essere definite nel linguaggio del modello; per definizione, sono impossibili da spiegare con le proprietà delle singole entità.

Quando si usa un mondo artificiale che riproduce un sistema reale, si può utilizzare un vocabolario proprio del sistema reale per descrivere le proprietà emergenti (come la moneta in un esempio precedente); inoltre gli stessi fenomeni del mondo reale possono essere ricercati all'interno del mondo artificiale, costituendo delle «proprietà emergenti attese», che ovviamente dovranno rispettare i requisiti indicati nella definizione delle proprietà emergenti.

Le proprietà emergenti inattese, che non hanno corrispondenza nel mondo reale, sono più difficili da trovare, specialmente nei mondi artificiali totalmente astratti che non possiedono un vocabolario proprio.

4.5.3 Identificazione delle condizioni di emergenza.

Una volta che le proprietà potenzialmente emergenti di un organizzazione gerarchica emergente sono state identificate, occorre chiedersi sotto quali condizioni iniziali sarà possibile che esse si sviluppino.

Trovare una soluzione a questo problema è difficile in quanto lo spazio delle possibili condizioni iniziali è molto vasto, e la ricerca può non essere intuitiva in quanto l'emergenza dipende da interazioni molto complicate.

Inoltre occorre considerare la dimensione temporale. La definizione di una proprietà emergente richiede la specificazione di quanto tempo essa deve persistere, e questa specificazione è necessariamente arbitraria. Un'altra complicazione dipende dal fatto che la mancata emergenza di una caratteristica attesa non necessariamente significa che le condizioni iniziali sono sbagliate: è possibile che il tempo di osservazione sia insufficiente e che la caratteristica si manifesti con una «storia» più lunga.

4.5.4 Causalità ed emergenza

Dopo avere identificato una proprietà emergente attesa in un mondo artificiale e dopo averla ottenuta a partire da una certa combinazione di condizioni iniziali è possibile chiedersi che cosa abbia causato questa proprietà, e in particolare se l'emergenza in sé sia la causa. Con questo si intende che la proprietà si è formata a causa della interazione tra una densa rete di entità, e questa formazione dipende dalla densità e dalla ricchezza della struttura di entità e interazioni.

L'emergenza come causa verrebbe dunque confermata dalla mancata apparizione della proprietà per valori del grado di complessità al di sotto di una certa soglia. E' probabile che, se la complessità aumenta troppo, vi sia una seconda soglia

oltre la quale la proprietà non si manifesta più. La definizione di una misura della complessità, che è indispensabile alla dimostrazione, è però difficile da creare.

Il riconoscimento dell'emergenza come causa ci pone alcuni interrogativi quando ci occupiamo di mondi artificiali che sono ispirati da sistemi reali. Se abbiamo identificato una struttura emergente grazie a un certo grado di complessità del sistema, e questa struttura ha un suo omologo nel mondo reale, ci si può chiedere quale sia la «causa» di tale proprietà nel sistema reale.

Una prima conseguenza certa di detta scoperta è che si può escludere dalla spiegazione causale del fenomeno reale ogni caratteristica che non sia presente anche nel mondo artificiale. Per esempio, se si producesse un'economia artificiale con agenti adattivi con razionalità limitata e non ottimizzanti, e se si ottenesse un comportamento economico simile a quello reale, ciò dimostrerebbe che gli inverosimili modelli di agenti razionali e massimizzanti delle teorie neoclassiche non sono indispensabili all'ottenimento di certi comportamenti.

Si potrebbe forse anche dedurre che i fenomeni del mondo reale sono causati dalle stesse interazioni tra entità che abbiamo creato nel mondo artificiale, e hanno quindi le stesse caratteristiche delle proprietà emergenti, ma è difficile dimostrarlo.

Certamente, la simulazione effettuata con il mondo artificiale aumenta le probabilità che i meccanismi causali dei sistemi reali siano descrivibili da metodi connessionisti, e diminuisce la probabilità che siano dovuti a cause non presenti nel mondo artificiale, quali la razionalità degli agenti.

A sostegno dell'ipotesi della complessità delle micro interazioni come causa dell'emergenza dei fenomeni, occorre ricordare che il mondo reale è enormemente più complesso di un mondo artificiale e sarebbe un generatore di proprietà emergenti molto migliore di qualsiasi mondo artificiale.

CAPITOLO **Errore. L'argomento parametro è sconosciuto.**

ESEMPI DI MONDI ARTIFICIALI

5.1 Alcuni esempi di mondi artificiali astratti.

La realizzazione di un mondo artificiale astratto è utile per studiare le organizzazioni gerarchiche emergenti che si sviluppano al suo interno e per osservare il processo con cui le proprietà del sistema vengono a formarsi.

Un esempio di mondo artificiale astratto è «Function Object Gas» (FOG) sviluppato da Fontana (1992). FOG è costruito per studiare come strutture di alto livello possano emergere da funzioni di livello elementare. La definizione di funzione sulla quale è basato FOG è derivata dalla chimica; un'entità elementare interagisce con un'altra per formare una nuova entità: A interagisce con B producendo A(B). La definizione delle nuove entità create è totalmente determinata dai componenti delle entità genitori e dalla loro interazione. E' possibile distinguere un aspetto sintattico e uno semantico dell'oggetto così creato; l'aspetto sintattico si riferisce al modo in cui è stato creato, dai suoi componenti e dalla loro interazione. L'aspetto semantico si riferisce al "significato", cioè alla funzione dell'oggetto che si rivela nelle interazioni alle quali partecipa. Ogni elemento di FOG contiene quindi sia i dati relativi alla sua struttura che la funzione ad essi applicabile. Le funzioni di livello elementare tramite le quali le entità interagiscono possono però portare a strutture di livello superiore. La dinamica di questo mondo artificiale prevede che, a partire da una popolazione iniziale di entità generate a caso, ne vengano scelte casualmente due e vengano fatte

interagire, creando una nuova entità. Dato che il processo di unione non distrugge le unità genitori ($A + B \implies A + B + A(B)$), per mantenere costante la dimensione della popolazione viene eliminata una entità a caso; questa sequenza di passi viene poi iterata per molti cicli. La popolazione di entità risultante può manifestare strutture di livello superiore di tipo sintattico o semantico. Le strutture sintattiche si riferiscono a caratteristiche comuni nella forma delle entità costituenti la popolazione. Le strutture semantiche riguardano alcune caratteristiche di comportamento della popolazione. Ad esempio una popolazione può essere autosufficiente, se contiene al suo interno tutti gli ingredienti e le regole per mantenere sempre le stesse caratteristiche strutturali; si possono notare dei piccoli gruppi di entità in grado di ricreare l'intera popolazione; una popolazione che non genera nuovi tipi di entità è definita chiusa. Se non si impongono limiti alle interazioni, tranne un necessario limite di tempo di calcolo, la popolazione tende ad esibire strutture finali sempre molto simili: chiuse e autosufficienti. Per esplorare un maggior numero di strutture emergenti, Fontana ha introdotto dei limiti alle possibili interazioni; i limiti possono essere semantici se si riferiscono al genere di interazione (ad esempio vietare le reazioni di copia); sono sintattici se impediscono un certo tipo di entità. Introducendo limiti sempre più complessi alle interazioni, Fontana ha ottenuto delle forme organizzative all'interno di FOG di complessità crescente. Uno degli scopi di questo studio è creare le basi di una teoria matematica delle organizzazioni, associando le strutture di interazione a strutture algebriche. Un'altra direzione di ricerca riguarda lo studio delle strutture di livello superiore alle entità elementari che vengono ad emergere; occorre però verificare se le proprietà esibite da tali strutture sono generalizzabili ad altri sistemi, eventualmente reali, o sono caratteristiche peculiari di FOG.

Un altro mondo artificiale astratto, già descritto nel capitolo 3, è la versione evuzionista del modello del prigioniero, elaborata da Lindgren (1992). Tale modello è un interessante esempio di mondo artificiale costruito con un processo

evoluzionista; in esso, le entità e i loro attributi sono costituiti da genotipo e fenotipo, e la dinamica è costituita da un algoritmo genetico. I principali problemi nella costruzione di un'entità evoluzionista sono quello di determinare la funzione di adattamento e quello di creare degli adeguati meccanismi di variazione (operatori genetici). Nel modello di Lindgren le entità sono rappresentate dalle strategie. Le proprietà emergenti esibite dalla storia delle popolazioni di strategie sono quelle già evidenziate nel capitolo 3: l'equilibrio punteggiato, cioè l'alternarsi di lunghi periodi di stabilità e brevi periodi di caos; la presenza di eventi di estinzione endogeni, non causati da forze esterne ma dalla stessa evoluzione; l'emergere di ecologie ben integrate internamente.

I due mondi artificiali qui sommariamente descritti studiano processi nei quali strutture di alto livello emergono da interazioni elementari, ma pongono la loro attenzione su diversi aspetti: la caratterizzazione dei tipi di struttura che si sviluppano in funzione dei limiti posti alle possibili interazioni e la dinamica delle strutture emergenti. Le conoscenze ottenute da questi e altri mondi artificiali sulle organizzazioni gerarchiche emergenti serviranno per classificare e descrivere meglio le organizzazioni gerarchiche emergenti dei sistemi del mondo reale.

5.2 Un esempio di organizzazione gerarchica emergente reale

Un esempio di organizzazione gerarchica emergente presente in un sistema del mondo reale è osservabile nella nascita di un nuovo settore industriale (Lane, 1992).

Un settore industriale può essere definito in due modi complementari.

Innanzitutto, l'industria è identificabile dall'insieme di prodotti che produce; i prodotti dell'industria sono collegati tra di loro funzionalmente, cioè per un loro uso comune, o tecnologicamente, per un processo produttivo in comune. Questi due tipi di rapporti formano la struttura dell'insieme di prodotti dell'impresa. I prodotti di un'industria cambiano col tempo, e le definizioni dei nuovi prodotti sono derivate

dalle caratteristiche dei vecchi, avendo in comune caratteristiche funzionali o tecnologiche. E' possibile dunque distinguere una gerarchia di prodotti, con i prodotti di più alto livello definiti nei termini dei predecessori comuni.

Il secondo modo di descrivere un'industria è un raggruppamento di agenti economici, ciascuno con una diversa funzione nel processo di produzione e scambio di beni: produttori, fornitori, finanziatori, ricercatori, governo, consumatori. Questo raggruppamento di agenti è organizzato internamente per costituire un'industria; a loro volta gli agenti possiedono una struttura interna. Quindi l'industria possiede una struttura a più livelli gerarchicamente ordinata; ad esempio, un'impresa può essere organizzata in aree funzionali, e può far parte di organizzazioni superiori quali consorzi o reti commerciali. Gli agenti che formano un'industria e le relazioni fra di loro possono cambiare col tempo e dar vita a una nuova industria.

Un esempio di riorganizzazione di agenti è quello della nascita dell'industria della «biotecnologia» nella metà degli anni settanta. Un gruppo di ricercatori provenienti dai laboratori delle università aveva scoperto nuove tecnologie nel campo della ricombinazione del DNA, e alcuni di essi iniziarono a creare piccole imprese per lo sfruttamento commerciale di tali tecniche, anche se senza una gamma di prodotti ben definita. I finanziamenti necessari arrivarono soprattutto con la partecipazione degli investitori al capitale di rischio (venture capital), una tecnica di finanziamento relativamente nuova. Le imprese preesistenti e più grandi di settori collegati, come il farmaceutico e il chimico, si interessarono alle nuove tecnologie e le acquisirono, con contratti di ricerca con le nuove imprese o assorbendole. L'influenza di tali imprese portò il settore delle biotecnologie ad occuparsi prevalentemente di prodotti farmaceutici e per l'agricoltura. Negli anni ottanta, le interazioni tra le nuove imprese orientate alla ricerca, le compagnie farmaceutiche e chimiche, i «venture capitalists», le università e la regolamentazione del governo avevano prodotto una distinta

organizzazione di entità operanti nella biotecnologia, con una vasta gamma di prodotti.

La struttura di un'industria è quindi la totalità di connessioni tra le entità economiche che costituiscono l'industria. La struttura è importante per capire come si sviluppa un'industria, per almeno due ragioni:

- La competenza per risolvere problemi nuovi è spesso distribuita fra diverse entità, è necessario che queste si riuniscano per creare nuove capacità. Nuovi obiettivi economici richiedono nuove entità, che consistono di vecchie entità connesse in nuovi modi. Ad esempio, le nuove imprese della biotecnologia combinavano la tecnica dei ricercatori universitari, i capitali dei finanziatori, e l'esperienza delle compagnie farmaceutiche.

- Gli agenti economici che producono hanno bisogno di sapere che cosa produrre, quali sono le nuove esigenze e opportunità; questa conoscenza può solo essere derivata dalle preesistenti connessioni con altre entità, quali ricercatori, concorrenti, consumatori.

Quindi la struttura delle connessioni e la loro natura determinano le direzioni nelle quali le nuove conoscenze si diffondono.

In conclusione, il processo con il quale sorgono nuove industrie collega due processi interdipendenti. Il primo ha luogo nell'insieme di prodotti; in esso, le relazioni funzionali e tecnologiche tra i prodotti esistenti danno origine a nuovi prodotti. Il secondo avviene nel gruppo di agenti economici, nel quale nuove connessioni tra entità creano nuove strutture che danno soluzioni ai problemi che sorgono per sviluppare la industria nascente.

I tipi di struttura ai quali questi processi possono dare origine e le dinamiche della loro formazione dovrebbero essere oggetto di analisi economica; i mondi artificiali astratti possono essere un importante strumento di ricerca, soprattutto per identificare ciò che è peculiarmente economico in questi processi evolutivisti.

CAPITOLO **Errore. L'argomento parametro è sconosciuto.**

MONDI ARTIFICIALI ECONOMICI

6.1 Teorie economiche basate sulla scelta e sull'apprendimento.

Le teorie neoclassiche microeconomiche sono fondate sulla costruzione di agenti economici che operano razionalmente. In essi, la razionalità è il modo con cui si affronta il problema della scelta dell'azione da compiere: in ogni situazione, gli agenti conoscono ogni possibile azione, e sanno calcolare quali saranno le conseguenze di ogni loro azione. Inoltre essi sanno esattamente cosa vogliono, e possono scegliere l'azione che consente loro di ottenere la massima soddisfazione. Questo modo di costruire modelli di agenti economici è criticabile per quello che riguarda la sua aderenza agli agenti reali. I soggetti economici non hanno una conoscenza totale dell'ambiente che li circonda e delle opportunità a loro disposizione; non è verosimile che abbiano la capacità di calcolare esattamente le conseguenze delle loro azioni e che siano soddisfatti massimizzando una certa quantità. Inoltre, bisognerebbe affrontare il processo che precede il momento della scelta. Un agente economico è immerso in un ambiente composto da un flusso continuo e mutevole di informazioni, che ottiene dall'esterno tramite un "apparato sensoriale" o che genera all'interno in risposta ad esso. Prima di decidere un'azione, l'agente deve selezionare la parte di informazione che gli interessa; deve poi riconoscere di trovarsi in una situazione che richiede una sua decisione, e definire gli elementi della scelta: quali opportunità vi sono, cosa si desidera che accada, quali saranno le conseguenze delle

proprie azioni. A questo punto occorre la metodologia per affrontare la scelta, che può essere razionale o no.

Quindi le azioni dipendono da altre che precedono la scelta (percezione, formazione di categorie, organizzazione concettuale) e che non si può pensare che non influenzino il comportamento di scelta dell'agente. Se vogliamo che questi processi intervengano nei modelli di agenti, occorre superare i modelli di scelta razionale neoclassici. Una possibile alternativa è costituita da una teoria dell'azione economica basata sull'apprendimento; in tale teoria un agente interagisce con un ambiente che può essere costituito anche da altri agenti. Un agente può essere pensato come un insieme di apparati sensoriali, un processore e un apparato per eseguire le azioni. I sensori percepiscono le informazioni che vengono dall'ambiente, e le trasmettono al processore, il quale le elabora e ne trasmette i risultati all'apparato esecutore, che le traduce in azioni. Il processore è in grado di apprendere, cioè di modificare il proprio comportamento nel tempo, adattandosi alle informazioni che riceve. Ai fini dell'apprendimento è necessaria la definizione di una "ricompensa" che l'agente ricerca dall'ambiente per le sue azioni; l'obiettivo è quello di ricevere una quantità crescente di tale ricompensa, e viene raggiunto dall'agente imparando a comportarsi in un certo modo. Le regole per il comportamento dell'agente sono contenute nel processore ed attivate da particolari combinazioni di informazioni ricevute; una teoria basata sull'apprendimento descrive come si formano e come si modificano queste regole interne. A differenza di una teoria basata sulla scelta, questo modello trasforma direttamente il flusso di informazioni ricevuto in azioni; tutti i meccanismi che trattano le informazioni sono gestiti internamente dal modello. Gli agenti così definiti effettuano delle scelte, ma il modello definisce solo il modo in cui reagiscono alle informazioni; la "scelta" è dunque una proprietà emergente all'interno di un mondo costituito da agenti adattivi. Per essere adatta a studiare comportamento economici, una teoria dell'azione basata sull'apprendimento dovrebbe essere in grado di costruire

modelli di agenti sufficientemente complessi, tali da soddisfare alcune caratteristiche presenti nel comportamento economico:

- i modelli dovrebbero essere capaci di interagire con ambienti complessi ed in continua variazione come quelli economici e in grado di percepire un gran numero di informazioni;

- dovrebbe essere possibile interpretare i meccanismi di funzionamento dell'agente in modo da scoprire una rappresentazione interna all'agente, ad esempio una categorizzazione dei possibili stati dell'ambiente o le relazioni tra questi stati e le azioni intraprese;

- gli agenti dovrebbero essere capaci di sviluppare un comportamento strategico, una sorta di catena di azioni volta a conseguire un risultato finale che porti alla ricompensa;

- gli agenti dovrebbero sviluppare la capacità di decidere le proprie azioni sulla base delle aspettative sugli effetti di tali azioni.

6.2 Introduzione ai sistemi classificatori.

Un «sistema classificatore» è un insieme di regole che si modificano nel tempo; in questo paragrafo verrà descritto il sistema classificatore definito da Holland (1986, 1990).

L'agente artificiale che costituisce il sistema classificatore è formato da un raggruppamento di unità elementari dette classificatori; ognuno di essi è strutturato in modo da essere attivato da un determinato stato dell'ambiente e da proporre in conseguenza una sola azione: è quindi paragonabile ad una regola di un sistema esperto. Non esistono requisiti di coerenza interna tra i classificatori che compongono il sistema, quindi il sistema può essere propenso ad agire in modi diversi e contraddittori. L'incoerenza dell'agente è certo molto lontana dall'azione razionale dell'agente, volta a massimizzare l'utilità attesa, ma questa concezione dell'agente ha

dei vantaggi. Innanzitutto richiedere coerenza ad un sistema impone una maggiore complessità dello stesso e maggiori capacità computazionali, con continui controlli interni. Inoltre la complessità dell'ambiente richiede una grande complessità all'agente, soprattutto per affrontare situazioni nuove; la coerenza limiterebbe tali caratteristiche. Infine, è evidente che il comportamento degli agenti economici reali non è per nulla coerente e stabile nel tempo e mantiene aspetti di irrazionalità, forse perchè frutto di un processo evolucionista che premia un comportamento flessibile ed ha dei limiti di calcolo. Se l'agente è propenso ad agire in modi diversi ed incoerenti, è però necessario che abbia un meccanismo per decidere quale di queste attitudini verrà tradotta in azione; infatti l'ambiente richiede una sola decisione finale. Nei sistemi classificatori, questo meccanismo è realizzato con un numero associato ad ogni classificatore che ne rappresenta la «forza»; quando più classificatori propongono azioni diverse, viene scelta quella del classificatore più forte. La forza dipende dal passato del classificatore, e ne misura l'efficienza.

Lo stato fin qui descritto cambia continuamente per consentire all'agente di imparare. I sistemi classificatori imparano in due modi: la forza di ciascun classificatore varia con l'esperienza, e i vecchi classificatori con minor forza sono rimpiazzati da nuovi.

La variazione della forza dei classificatori deve tenere conto sia delle azioni che portano direttamente ad una ricompensa, sia di quelle che ne preparano le condizioni. Per far ciò occorre un algoritmo che lavora in due modi: quando l'azione di uno dei classificatori viene eseguita, esso passa ai suoi predecessori immediati (cioè a quelli le cui azioni hanno consentito il formarsi di una data situazione) un po' della sua forza; inoltre, se il classificatore compie un'azione che porta ad una ricompensa, la sua forza viene aumentata. In questo modo si possono rafforzare le catene di azioni che portano a una certa azione finale vantaggiosa; all'inizio è solo il classificatore iniziale che

guadagna forza, ma se la catena viene ripetuta diviene sempre più forte e sarà eseguita con maggior probabilità.

L'operazione di sostituzione dei vecchi classificatori avviene in due fasi. Dapprima occorre un meccanismo che segnali quando è necessario procedere al ricambio; ciò può avvenire quando un certo stato dell'ambiente attiva nessuno o pochi classificatori. La seconda fase consiste nella costruzione vera e propria del nuovo classificatore; questa viene fatta tramite un algoritmo genetico che genera nuovi classificatori ricombinando le parti dei vecchi classificatori con la forza più alta; tra i vari operatori genetici, il più usato è qui il *crossing over* (si veda il paragrafo 3.3).

Il sistema classificatore così prodotto non ha nessuna caratteristica di un agente economico reale e nessun comportamento predefinito. Con l'apprendimento, però, l'agente manifesta un comportamento prevedibile riguardo certe situazioni dell'ambiente e sembra quindi avere una rappresentazione interna dell'ambiente che lo circonda. Queste sono proprietà emergenti tra le interazioni tra l'agente e l'ambiente e tra i componenti dell'agente; non sono state imposte dal ricercatore. Un sistema classificatore può essere interpretato come un processo evoluzionista, con le forze dei classificatori come probabilità di riproduzione, e l'algoritmo genetico come meccanismo di variazione. L'agente sarebbe quindi una popolazione di replicanti che si evolve essendo giudicata nel suo comportamento complessivo, come nella versione evoluzionista del dilemma del prigioniero di Lindgren.

I sistemi classificatori hanno la caratteristica di richiedere poca memoria al sistema, in quanto tutta l'informazione è contenuta nei classificatori e nella loro forza; inoltre il trattamento delle informazioni avviene in parallelo tra i classificatori.

6.3 Modelli economici con i sistemi classificatori.

In questo paragrafo verranno presentati due mondi artificiali che utilizzano i sistemi classificatori per studiare problemi economici. Le entità di livello elementare

di tali mondi artificiali sono dei sistemi classificatori che rappresentano agenti economici; le entità stesse sono quindi dei mondi artificiali, realizzando una struttura gerarchica costruita dal ricercatore.

Ad entrambi i livelli di questa struttura si manifestano delle proprietà emergenti. Gli agenti sviluppano al loro interno dei particolari comportamenti e si formano dei gruppi di agenti con comportamenti simili che interagiscono fra loro con determinati schemi.

Il primo esperimento è stato realizzato da Marimon, McGratton e Sargent (1990) e consiste nella creazione di un ambiente popolato da agenti di tre diversi tipi che possono produrre, scambiare e consumare tre tipi di beni. Ogni tipo di agente può produrre un solo tipo di bene, e ottiene utilità dal consumo di un altro tipo di bene. Il commercio è quindi necessario per soddisfare i bisogni dei soggetti.

All'inizio di ogni periodo, ogni agente possiede un bene. Gli agenti vengono casualmente accoppiati, e possono decidere di scambiarsi i beni. Al termine dell'eventuale scambio, gli agenti, se sono in possesso del bene a loro gradito, lo consumano e producono, senza costi, il bene che sono in grado di produrre. Quindi, in ogni caso, l'agente all'inizio del periodo successivo possiede un tipo di bene. Gli agenti sostengono dei costi di immagazzinaggio che dipendono dal tipo di bene.

Se gli agenti fossero razionali, dovrebbero prendere decisioni sulla base di un calcolo che compari l'utilità attesa dal consumo e i costi di stoccaggio. Essi dovrebbero scambiare il proprio bene con quello da consumare o con quello con costi di stoccaggio minori; un altro comportamento possibile è quello di speculare detenendo beni con costi di stoccaggio più alti per poi cercare di scambiarli vantaggiosamente con i beni da consumare. Ciò avviene in un modello creato da Kiyotaki e Wright (1989). Nel modello con i sistemi classificatori, invece, gli agenti devono imparare ad agire e a sviluppare una strategia senza che ciò sia loro imposto.

La ricompensa ai singoli classificatori viene data dal consumo che aumenta la loro "forza", mentre la detenzione di un bene comporta una perdita di "forza" pari ai costi di stoccaggio. Le variazioni di forza vengono trasmesse ai predecessori dei singoli classificatori tramite il procedimento descritto nel paragrafo precedente.

Dopo un certo periodo di apprendimento, gli agenti sviluppano schemi di comportamento coerenti: commerciano per ottenere il bene da consumare o il bene dai costi di stoccaggio inferiori. Tale bene può essere considerato la "moneta" all'interno di questo mondo artificiale. Quindi l'organizzazione emerge a due livelli; gli agenti sviluppano un proprio comportamento economico e l'economia da essi formata è caratterizzata da schemi di scambio strutturati. Il comportamento speculativo invece non emerge, anche se sarebbe razionale; gli agenti preferiscono ottenere dagli scambi solo beni da consumare o moneta.

Il secondo esempio di mondo economico artificiale costruito con sistemi classificatori è quello di un mercato azionario artificiale, sviluppato da Arthur (1992), Holland, Palmer e Taylor, nel quale è previsto un solo titolo. Il titolo produce un dividendo che varia stocasticamente rispetto ai tassi di interesse dell'ambiente. In ogni periodo gli agenti possono piazzare ordini di acquisto o vendita del titolo, o rimanere inattivi. Essi basano la loro decisione solo sulle informazioni contenute nelle serie temporali dei prezzi, dividendi e tassi di interesse. Quando gli ordini sono inviati, l'ambiente provvede a soddisfarli e a calcolare, in base alla domanda e all'offerta, un prezzo per il successivo periodo.

Ogni agente consiste in un insieme di classificatori che esprimono previsioni sul prezzo futuro in base agli avvenimenti del passato. I classificatori sono regole simili alle seguenti: «Se il prezzo dell'ultimo periodo è superiore al doppio del rapporto dividendi / tasso di interesse, allora il prezzo scenderà»; «Se il prezzo medio degli ultimi cinque periodi è superiore alla media degli ultimi cinquanta periodi, allora il prezzo salirà». All'inizio di ogni periodo, la previsione del classificatore che ha la

forza superiore diventa l'azione dell'agente: se si prevede un rialzo l'agente compra, se prevede un ribasso vende; altrimenti resta inattivo. I classificatori che prevedono correttamente sono ricompensati con un aumento della loro forza, che dipende dal profitto del periodo successivo. Il mondo artificiale è formato da cento agenti, ciascuno costituito da sessanta regole; un algoritmo genetico periodicamente genera nuove regole.

Il prezzo che si viene a formare dipende dalle azioni dei soggetti, che a loro volta dipendono dalle interazioni tra i singoli classificatori al loro interno; la dinamica del prezzo è quindi molto varia. All'inizio il prezzo oscilla intorno al valore iniziale, ma dopo un certo periodo inizia a manifestarsi un trend crescente, dovuto alle azioni di acquisto contemporanee della maggioranza degli agenti. In seguito si manifestano azioni speculative e crolli del prezzo. Inoltre, il mercato non si blocca in uno stato stazionario. Alcuni agenti, estratti dall'ambiente per un lungo periodo di tempo e in seguito reintrodotti, si sono dimostrati inadatti a seguire il comportamento del mercato, nonostante esso apparisse stazionario ad un osservatore esterno. Lo scopo di questo mondo artificiale è quello di riprodurre i comportamenti degli operatori di borsa, che basano le proprie previsioni sulla conoscenza del comportamento del mercato, sulle proprie sensazioni o su regole empiriche quali l'analisi tecnica. Nessuno di questi comportamenti è spiegato da modelli neoclassici: tramite i sistemi classificatori si è cercato di farli emergere dalle interazioni tra agenti.

6.4 Le economie artificiali.

Un'economia è un sistema di una complessità tale che risulta difficile comprendere come possa funzionare. Ogni impresa decide autonomamente che cosa e quanto produrre, ogni consumatore che cosa acquistare, e tutte queste decisioni sono basate su conoscenze limitate e su obiettivi diversi per ogni soggetto. Ciononostante, il sistema economico riesce a coordinare in qualche modo le azioni e i bisogni di tutti

i soggetti e presenta delle macrostrutture organizzate, come mercati, collegamenti economici tra industria autonome, associazioni commerciali e così via. Inoltre le grandezze macroeconomiche variano molto lentamente rispetto alle sottostanti intricate vicende dei soggetti microeconomici. La risposta al problema di come si coordinano le azioni dei soggetti economici è stata data dalla teoria neoclassica con il concetto di equilibrio Walrasiano dei prezzi. In un equilibrio Walrasiano il sistema dei prezzi, determinati dal mercato, regola e coordina le decisioni dei soggetti; con l'esistenza di una concorrenza perfetta, di agenti razionali e di numerose altre ipotesi si è dimostrata matematicamente l'esistenza di una situazione di equilibrio.

Vi sono però molti aspetti insoddisfacenti nelle teorie neoclassiche. Il modo con cui il mercato arriva all'equilibrio non è sufficientemente spiegato dalla teoria, e il comportamento razionale degli agenti e le particolari condizioni del mercato sono irrealizzabili. Inoltre, molti aspetti importanti dell'economia reale non trovano posto nella formazione dell'equilibrio, come l'innovazione e il cambiamento.

I mondi artificiali forniscono una nuova interpretazione al problema della coordinazione. In essi la coordinazione economica è vista come un particolare tipo di organizzazione gerarchica emergente (si veda il paragrafo 4.1), quindi il problema principale è quello di trovare le condizioni in cui gli agenti economici interagiscono e si autoorganizzano.

Una «economia artificiale» (Lane, 1993b) è un mondo artificiale nel quale le entità elementari rappresentano agenti economici e le interazioni tra entità riproducono le attività economiche fondamentali di produzione, consumo e scambio. Questi modelli rappresentano l'intera economia, e devono quindi rispettare dei vincoli contabili, ad esempio la spesa dei consumatori deve essere inferiore ai loro salari. Quando si sono preparati il set iniziale di agenti, le loro regole di interazione e i parametri iniziali, l'economia può essere avviata. Con delle appropriate condizioni di partenza, l'economia artificiale sviluppa alcune delle caratteristiche strutturali di

un'economia reale, ad esempio un tasso di crescita costante e un tipico ciclo vitale dei prodotti. Sotto altre condizioni, invece, non si sviluppano particolari proprietà. Lo scopo degli esperimenti con economie artificiali è quello di scoprire quali caratteristiche strutturali possono emergere e come esse dipendano dai parametri del sistema e dalle caratteristiche degli agenti. A differenza dei modelli di equilibrio, le economie artificiali sono intrinsecamente dinamiche; mentre i modelli di equilibrio sono costruiti pensando allo stato finale desiderato, la principale preoccupazione di chi costruisce un'economia artificiale è quella di progettare degli agenti e dei modi di interazione simili al mondo reale. La corrispondenza con il mondo reale pone dei problemi di eccessiva complicazione del modello, in quanto tutti gli aspetti degli agenti e delle interazioni devono essere specificati e plausibili.

In una economia artificiale sviluppata da Lane sono presenti cinque tipi di agenti (due settori industriali, una banca, ricercatori e lavoratori) e due tipi di prodotti (beni industriali e beni di consumo). Ogni interazione tra questi agenti imita le relazioni di un mondo reale; è prevista l'innovazione dei prodotti, vi sono mercati dei beni e del lavoro, la banca opera decidendo i tassi attivi e passivi, attribuisce fidi e subisce le conseguenze dei fallimenti. Le imprese devono prendere decisioni riguardo ai salari, ai prezzi di vendita, alla gamma produttiva, al numero di lavoratori e ricercatori da assumere.

L'elevato numero di dettagli da definire rende le economie artificiali criticabili per la loro arbitrarietà. A questi modelli mancano i vantaggi dei modelli astratti, semplicità e trattabilità matematica; l'eccessiva complicazione, oltre a rendere i modelli difficili da far accettare a chi non li ha progettati, solleva il dubbio che le proprietà esibite dal sistema, invece di essere "emergenti", dipendano dalle caratteristiche imposte dal ricercatore. Questo genere di difetti è presente in tutti i modelli che tentano di riprodurre con eccessiva fedeltà situazioni del mondo reale. Un altro difetto delle economie artificiali, almeno di quelle finora costruite, è la mancanza

dell'emergenza di strutture di livello superiore, che invece si verifica in molti mondi artificiali astratti.

CAPITOLO Errore. L'argomento parametro è sconosciuto.

LE RETI NEURALI ARTIFICIALI E IL METODO DEI CROSS TARGET

Nei capitoli precedenti si è discusso sulle caratteristiche dei sistemi formati da unità elementari in interazione e si sono passati in rassegna alcuni strumenti adatti alla costruzione di modelli economici ispirati al connessionismo. In questo capitolo si tratterà delle reti neurali artificiali e del loro utilizzo per costruire degli agenti artificiali adattivi senza regole economiche inserite a priori.

7.1 Le reti neurali artificiali e il loro uso in economia.

Una rete neurale artificiale (RNA) è una funzione vettoriale di vettori che, sulla base di un vettore di input, produce un output, generalmente anche esso vettoriale (Terna, 1992).

Una rete del tipo feedforward (con questo termine si identificano le reti più comuni, in cui le informazioni vengono trasmesse solo in avanti) è solitamente costituita da tre strati di unità elementari di calcolo (nodi) di cui uno di input, uno nascosto ed uno di output.

I nodi di input hanno la funzione di raccogliere dati dall'esterno e di inviarli ai nodi nascosti, che hanno solo funzione di calcolo interno.

Ciascun nodo nascosto riceve i valori di ogni input; il valore del nodo nascosto è pari alla somma di tutti gli input (opportunamente ponderati) alla quale è applicata una funzione, solitamente la logistica.

I nodi di output contengono il risultato della rete; il valore di ciascuno di essi è pari alla somma dei nodi nascosti (opportunamente ponderati) alla quale viene applicata la logistica.

Se si rappresentano gli strati di nodi come vettori e i pesi a loro applicati prima delle somme come matrici, il meccanismo è facilmente rappresentabile come una funzione: $y = f(Bf(Ax))$ dove x è il vettore di input, A è la matrice dei pesi che vengono applicati a ciascun elemento di x e poi sommati per ottenere il vettore di nodi nascosti, B è la matrice con la stessa funzione tra nodi nascosti e output, e f è la logistica: $f(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}}$.

Con questa notazione è evidente che la rete neurale artificiale è una funzione vettoriale di vettori da \mathbb{R}^p a \mathbb{R}^q , dove p e q sono rispettivamente il numero di nodi input e output.

Solitamente al vettore input e al vettore nascosto viene aggiunto un valore sempre uguale a 1, chiamato bias, che ha la funzione di aumentare i gradi di libertà del sistema. La notazione diventa quindi:

$$y = f\left(B \left[1, f\left(A \left[1, x^T \right]^T \right)^T \right]^T \right)$$

Le matrici hanno ora dimensioni $A (p+1, h)$ e $B (h+1, q)$ dove h è il numero di pesi nascosti.

La struttura di una rete neurale artificiale è dunque semplice: basta applicare la funzione a dei valori di input e si ottiene la risposta della rete. E' più complicato invece arrivare alla definizione dei valori delle matrici A e B che consentono di ottenere i risultati desiderati. Per fare ciò la rete deve essere sottoposta a un processo di apprendimento: ad essa viene fornito un "training set" composto da vari casi in cui è descritto un vettore input e la corrispondente risposta che dovrebbe correttamente dare la rete. Dopo un periodo di apprendimento, che viene ripetuto per molti cicli sul training set, i pesi della rete si sono modificati in modo da adattare la funzione RNA al comportamento desiderato. La modifica avviene tramite un algoritmo detto di

backpropagation, il quale ricerca il minimo errore tra i valori di output che la rete neurale produce con i pesi esistenti e i valori obiettivo indicati dal training set.

L'errore da minimizzare è misurato dalla seguente doppia somma:

$$\sum_n \sum_k (t_k - y_k)^2$$

in cui l'indice n va da 1 al numero di casi del training set e l'indice k individua i singoli nodi output. Per determinare i pesi delle matrici occorre modificare i valori iniziali, fissati a caso, con correzioni calcolate sulla base di ogni singolo caso del training set, che viene integralmente ripetuto anche migliaia di volte.

La correzione di ciascun elemento delle matrici, a_{ji} e b_{kj} , avviene sulla base di una quota α (learning rate) dell'opposto della derivata dell'errore

$$E = \sum (t_k - y_k)^2$$

di ogni pattern rispetto ad ogni a_{ji} e b_{kj} .

La quota ϵ della derivata è aggiunta al valore precedente del peso in correzione; alla correzione è aggiunta una quota α , detta momentum, della correzione del ciclo precedente che viene usata per mantenere direzione e intensità del "movimento della correzione".

Le reti neurali artificiali sono utilizzabili in economia in tre ambiti di applicazione.

Il primo è l'impiego per il calcolo statistico e le previsioni: una rete neurale artificiale è una funzione a molti gradi di libertà, che può adattarsi con grande flessibilità ad ogni tipo di serie di dati, evitando errori di specificazione della funzione.

Un altro uso delle reti neurali artificiali è quello della costruzione di sistemi esperti, cioè programmi per calcolatore predisposti per risolvere problemi in un determinato dominio di competenze (Jacob e Morsten, 1990). Utilizzando una RNA in luogo di un software tradizionale si ottiene un sistema di costruzione e manutenzione più semplici e meno onerose: è sufficiente fare esaminare alla rete una

serie di casi con la relativa soluzione. La rete neurale è qui usata come una funzione di classificazione, che "riconosce" una certa situazione degli input e la segnala attivando una certa posizione del vettore output, ed ha il pregio di dare risposte di tipo sfumato nei casi di incertezza.

Il terzo ambito di applicazione delle reti neurali artificiali è quello della simulazione economica: tramite una rete neurale è possibile costruire un agente artificiale adattivo, che può operare da solo o in interazione con altri agenti simili; le reti neurali artificiali sono particolarmente adatte a questo scopo grazie alle loro capacità intrinseche di adattamento (Parisi e al., 1990). Gli agenti artificiali così prodotti sviluppano al loro interno delle regole di comportamento implicite e formatesi autonomamente grazie all'apprendimento delle reti. Il comportamento dell'agente dipende quindi dall'esperienza dello stesso, formata con le proprie azioni e le interazioni con l'esterno (Beltratti e al., 1994).

7.1 Il metodo dei «cross target».

Nei tre ambiti ai quali si accennato nel presente paragrafo le reti funzionano nello stesso modo: a cambiare è il modo in cui apprendono. Nell'impiego econometrico e nei sistemi esperti il training set è infatti facilmente predisponibile dall'utente, che può conoscere le risposte corrette agli input in base a una serie di dati o alle proprie conoscenze. Si parla in questo caso di learning supervised, perchè è l'utente a indicare alla rete quali sono le risposte desiderate e a definire totalmente il training set. Non è possibile invece definire a priori quali sono le risposte desiderate da un agente artificiale adattivo, sia perchè altrimenti il comportamento dell'agente sarebbe totalmente controllato dall'utente e non emergente, sia perchè non è possibile conoscere quali saranno le situazioni in cui l'agente si verrà a trovare, data l'incomputabilità delle interazioni non lineari tra di essi. Si parla in questo caso di learning unsupervised: non viene fornita alla rete la risposta desiderata a un dato

input, ma il è sistema che deve organizzarsi semplicemente sulla base degli input che riceve.

Esistono diverse tecniche per attuare un learning unsupervised: le econet (Parisi e al., 1990), nelle quali gli obiettivi sono fissati dall'ambiente sulla base delle azioni dell'agente; gli algoritmi genetici (Koza, 1990; Margarita, 1992), con i quali le reti non apprendono, ma vengono selezionate da un processo evuzionista in modo da svolgere efficacemente un certo compito; infine il metodo dei cross target (Terna, 1992; Beltratti e al., 1994) che viene descritto nel seguito del paragrafo e verrà utilizzato nella seconda parte nello svolgimento degli esperimenti sulla specializzazione del lavoro.

Il nome cross target (obiettivi incrociati) deriva dal modo con il quale si è voluto dare coerenza all'operato dell'agente adattivo artificiale: le sue azioni sono coordinate con l'effetto previsto e viceversa.

Gli output della rete sono divisi in due gruppi: le azioni che l'agente intende operare e le sue congetture sugli effetti che tali azioni avranno. Gli obiettivi relativi alle azioni del soggetto sono calcolati in modo da produrre degli effetti pari a quelli congetturati dall'agente nei relativi output. Gli obiettivi delle congetture sugli effetti sono calcolati in base ai reali effetti provocati dalle azioni espresse in output. in questo modo l'agente impara ad agire nel modo necessario a raggiungere gli effetti da lui desiderati e impara a valutare con precisione quali saranno gli effetti delle proprie azioni. Con questo sistema l'agente può adattarsi ad un ambiente economico ricorrendo semplicemente alla coerenza tra le proprie azioni e gli effetti desiderati.

L'apprendimento autonomo dell'agente ha un ruolo centrale nella formazione del comportamento dell'agente; non sono necessarie regole imposte a priori o comportamenti ottimizzanti e quindi si possono effettuare simulazioni senza ipotesi economiche predefinite.

Come si vedrà in seguito tramite i cross target si possono riprodurre comportamenti complessi, che ad un osservatore esterno appaiono razionali, tramite l'imposizione di semplici regole di coerenza interna.

Le attivazioni input della rete raccolgono solitamente dati provenienti dall'ambiente, e possono dipendere o no dalle azioni precedenti del soggetto. L'algoritmo cross target comprende azione e apprendimento: l'azione precede l'apprendimento ed è necessaria a produrre i target sui quali avverrà l'apprendimento. Il training set evidentemente non può essere costruito a priori, perchè le regole che collegano gli input e i target devono essere "scoperte" dall'agente stesso nel corso dell'azione-apprendimento.

Il ciclo di azione-apprendimento giornaliero può esse diviso in quattro fasi.

1) La funzione RNA con i pesi esistenti viene applicata agli input del giorno, producendo così gli output relativi alle azioni e alle congetture degli effetti.

2) Vengono calcolati i target delle congetture degli effetti. In base agli output della rete si calcolano i reali effetti delle azioni; si tratta solitamente di applicare delle formule tecniche o contabili, senza alcun contenuto teorico.

3) Vengono calcolati i target delle azioni. Le differenze misurate tra i target calcolati al punto precedente e i relativi output, alle quali vanno applicate le formule inverse dei target effettivi, rappresentano la modifica che va apportata agli output azioni per ottenere i target azioni. Se le formule inverse sono indefinite, le correzioni sono ripartite casualmente tra tutte le azioni interessate; se per un'azione sono calcolabili più correzioni derivanti da più effetti sui quali influisce l'azione, si applica la correzione maggiore in valore assoluto.

4) I target ottenuti ai punti 2 e 3 sono usati per un normale processo di backpropagation dell'errore, brevemente descritto nel paragrafo precedente, al fine di modificare i pesi della rete neurale e di fare quindi apprendere l'agente.

Al fine di imporre all'agente alcuni obiettivi, è possibile sostituire ai target così calcolati dei target fissati dall'utente, che non dipendono dalle azioni del soggetto, chiamati target esterni.

Una dettagliata esemplificazione del funzionamento dei cross target è contenuta nel paragrafo 4.0 della seconda parte.

Normalmente la correzione dei pesi della rete avviene solo una volta per ciclo, in base al calcolo dell'errore target - output del giorno in corso, realizzando quindi un apprendimento di breve periodo che modifica solo lievemente i pesi della rete, in special modo quelli dello strato hidden-output.

Un'altra modalità di apprendimento è quella di effettuare, al termine di ogni giorno e dopo l'apprendimento di breve termine, una serie di cicli di learning effettuati sulla storia dell'agente. Si tratta quindi di un learning supervised, con training set formato dagli input dei giorni precedenti e dai target corrispondenti. Si realizza così un apprendimento di lungo periodo che modifica maggiormente i pesi della rete ed è paragonabile ad una conoscenza dell'agente basata sulle esperienze accumulate.

SECONDA PARTE

1 Introduzione agli esperimenti con reti neurali sulla specializzazione del lavoro.

Nella prima parte si è discusso sull'opportunità dell'adozione in economia di teorie e modelli matematici basati su agenti artificiali adattivi, con tecniche ispirate al connessionismo. Si sono poi passate in rassegna alcune tecniche per costruire tali modelli, e si sono esaminati gli aspetti di discipline come la vita e l'intelligenza artificiali che potrebbero interessare l'economia.

In questa seconda parte si esporranno i risultati di un esperimento volto a studiare fenomeni economici tramite agenti artificiali adattivi; la tecnica usata per costruire tali agenti è quella delle reti neurali, addestrate tramite i *cross target*.

Il fenomeno economico che è stato studiato è quello della specializzazione del lavoro: si è verificato se e come alcuni soggetti economici decidono di non occuparsi della produzione di tutti i beni da essi consumati, ma di dedicarsi ad un solo lavoro, scambiando poi i frutti di questo con altri soggetti per ottenere ciò che desiderano consumare.

Gli esperimenti sono stati svolti su calcolatore con i programmi CT e RNA (Terna, 1994).

2 Descrizione primo esperimento.

Il primo esperimento di creazione di un mondo artificiale con agenti adattivi tramite reti neurali è costituito dal rifacimento di un caso trattato in Della Valle (1992), che riproduce la *Legge dei Vantaggi Comparati*, sviluppata da Ricardo nel 1817.

Si tratta di verificare se due soggetti in grado di produrre e consumare unicamente due beni, con possibilità produttive differenti, decidono di specializzarsi ciascuno nella produzione a lui più congeniale e di scambiarsi i beni con un sistema di baratto.

I soggetti, costituiti da una rete neurale, prendono decisioni su che cosa e quanto produrre, e su che cosa e quanto offrire o richiedere sul mercato, sulla base del soddisfacimento del loro fabbisogno di beni nel giorno precedente, tenendo conto delle proprie azioni e dei loro effetti nel passato. A differenza delle teorie neoclassiche, gli individui non possono comprendere le proprie possibilità produttive e quelle degli altri e assumere di conseguenza le decisioni necessarie; inoltre il processo con cui si arriva alla specializzazione non è istantaneo, ma necessita di molti cicli di apprendimento.

Ciascun soggetto ha caratteristiche strutturali diverse, che comprendono fabbisogno giornaliero, capacità massima produttiva e capacità massima di immagazzinaggio per ciascuno dei due beni, cioè cibo e tessuto. Le caratteristiche strutturali vengono qui riportate, segnalando che nell'esecuzione dell'esperimento vengono fatte variare casualmente attorno ai valori indicati, per evitare che le reti si blocchino su date posizioni, senza cercare altre soluzioni:

		soggetto A	soggetto B
capacità produttiva cibo	(cC)	6	4
capacità produttiva tessuto	(cT)	12	16
fabbisogno giornaliero cibo	(fC)	9	2

fabbisogno giornaliero tessuto (fT)	6	8
capacità immagazzinaggio cibo (dC)	3	2
capacità immagazzinaggio tessuto (dT)	6	8

2.1 Descrizione delle reti utilizzate

L'esperimento è stato realizzato utilizzando il programma CT, sul quale vengono creati due agenti artificiali rappresentati da altrettanti reti neurali, aventi identica struttura e differenziate solo per le caratteristiche sopra riportate. Le reti hanno ciascuna sei nodi input, dieci nodi hidden e sei nodi output. Nei nodi input vengono inserite le seguenti informazioni ad ogni ciclo:

- I1: C_{-1} (stock di cibo nel ciclo precedente)
- I2: pC_{-1} (produzione di cibo nel ciclo precedente)
- I3: sEC_{-1} (scambio di cibo effettuato nel ciclo precedente)
- I4: T_{-1} (stock di tessuto nel ciclo precedente)
- I5: pT_{-1} (produzione di tessuto nel ciclo precedente)
- I6: sET_{-1} (scambio di tessuto effettuato nel ciclo precedente)

I nodi output sono così interpretabili:

congetture sugli effetti delle azioni:

- O1: C (stock di cibo previsto)
- O2: T (stock di tessuto previsto)

azioni:

- O3: tC (percentuale del tempo disponibile destinata alla produzione di cibo)
- O4: tT (percentuale del tempo disponibile destinata alla produzione di tessuto)
- O5: sC (quantità di cibo domandata se > 0 ; offerta se < 0)
- O6: sT (quantità di tessuto domandata se > 0 ; offerta se < 0)

I target per le stime degli effetti delle azioni, cioè gli stock di beni a fine periodo, sono definiti con le seguenti relazioni:

$$CT = C_{-1} + pC + seC - fC$$

$$TT = T_{-1} + pT + seT - fT$$

dove C_{-1} rappresenta lo stock all'inizio del periodo, pC è la produzione del giorno, seC è la quantità che viene effettivamente acquisita ($se > 0$) e fC è il fabbisogno giornaliero del bene.

C_{-1} è un dato fornito in input; pC è ottenuto moltiplicando il tempo impiegato nell'attività di produzione di quel bene (è un'azione del soggetto, quindi un output) per la capacità produttiva (una variabile strutturale del soggetto); seC viene determinato applicando le regole del mercato alle quantità da scambiare proposte dai due soggetti negli output; fC è una variabile strutturale. Ovviamente lo stesso vale con riferimento al tessuto (T).

Le variabili strutturali sono fatte oscillare casualmente attorno ai valori assegnati, e sono contenute in un agente fittizio, con soli nodi di input.

Lo scambio di beni viene regolato nel seguente modo: lo scambio avviene solo se le proposte dei due agenti sono discordi, e per una quantità pari a quella offerta.

I target per le azioni sono i valori che gli agenti dovrebbero produrre per ottenere gli effetti desiderati, e sono definiti dalle formule:

$$tCT = pCT / cC$$

$$tTT = pTT / cT$$

$$sCT = C - C_{-1} - cC * tCT + fC$$

$$sTT = T - T_{-1} - cT * tTT + fT$$

Le prime due formule riguardano i tempi da dedicare alla produzione. In esse, cC è la capacità produttiva massima (variabile strutturale), e pCT è la produzione obiettivo, così calcolata:

$$pCT = C - C_{-1} - seC + fC$$

C rappresenta lo stock desiderato (output), C_{-1} lo stock iniziale (input), seC lo scambio effettivo e fC il consumo del giorno.

Le seconde due formule riguardano le quantità di beni da domandare o offrire sul mercato per ottenere lo stock desiderato: esse sono ottenute dalla differenza tra stock desiderato, stock all'inizio del giorno, quantità obiettivo da produrre (ottenuta moltiplicando il tempo obiettivo tCT sopra calcolato per la capacità produttiva) e consumo del giorno.

Al fine di fare impiegare agli agenti tutto il tempo a loro disposizione, vengono modificati i tempi obiettivo per ottenere che la loro somma dia uno:

$$tCT = tCT * \tau + (1 - tTT) * (1 - \tau)$$

$$tTT = 1 - tCT$$

con τ numero casuale tra zero e uno.

Viene qui riportata la sequenza dei sei target del primo degli agenti, che contiene anche la definizione della quantità effettivamente scambiata, scritta in notazione polacca inversa, così come inserita nel programma CT:

$o5\ 0\ 1\ m1\ e\ o11\ 0\ m1\ 1\ e\ +\ 2\ /\ o5\ 0\ 1\ m1\ e\ o11\ 0\ m1\ 1\ e\ +\ 2\ /\ * o5\ m1\ * o11$
 $m1\ * h2\ m1\ * * M1$

$o5\ 0\ R1\ m1\ * R1\ e\ M2\ o3\ i14\ * M7$

$i1\ R7\ +\ R2\ +\ i13\ -\ ;$

$o6\ 0\ 1\ m1\ e\ o12\ 0\ m1\ 1\ e\ +\ 2\ /\ o6\ 0\ 1\ m1\ e\ o12\ 0\ m1\ 1\ e\ +\ 2\ /\ * o6\ m1\ * o12$
 $m1\ * h2\ m1\ * * M4$

$o6\ 0\ R4\ m1\ * R4\ e\ M5\ o4\ i17\ * M8$

$i4\ R8\ +\ R5\ +\ i16\ -\ ;$

$o1\ i1\ -\ R2\ -\ i13\ +\ i14\ /\ M9$

$o2\ i2\ -\ R5\ -\ i16\ +\ i17\ /\ M10$

$R9\ C45\ * 1\ R10\ -\ 1\ C45\ -\ * +\ ;$

1 t3 - ;

o1 i1 - i14 t3 * - i13 + ;

o2 i4 - i17 t4 * - i16 + ;

2.2 Descrizione dei risultati dell'esperimento.

Le reti così impostate sono state fatte apprendere per 500 cicli, con momentum 0 e learning rate di 0,6.

L'errore di apprendimento percentuale medio delle reti scende rapidamente su valori al di sotto del 10% entro i primi cicli, e si mantiene su valori tra il 4 e il 10%. L'errore medio di backpropagation rimane al di sotto di 0,015. L'errore è dovuto per la maggior parte alle oscillazioni casuali delle variabili strutturali che modificano continuamente i target. In una prova con variabili strutturali fisse l'errore scendeva a valori molto più bassi.

Per quanto riguarda i valori assunti dagli output degli agenti dopo il periodo di stabilizzazione e riduzione dell'errore, si possono fare alcune considerazioni.

La percentuale di tempo impiegato dal primo agente nella produzione di cibo è vicina al 100%, e lo stesso vale per il secondo agente con riferimento al tessuto. Ciascun agente si specializza quindi nel tipo di lavoro che gli consente una maggiore produzione, secondo le sue peculiari capacità.

Si osserva poi che il soggetto "A" offre cibo e richiede tessuto, mentre il soggetto "B" compie azioni opposte; ciò dà vita a uno scambio di beni, nella misura di 3 unità di cibo e 8 unità di tessuto.

Osservando gli stock detenuti dai soggetti, si nota che essi raggiungono la capacità massima di immagazzinaggio per i beni che i soggetti **non** producono, mentre si mantengono su livelli piuttosto bassi per i beni prodotti dai soggetti.

Sommando le quantità di beni prodotti dai soggetti e le quantità che essi acquisiscono o cedono negli scambi, si ottengono le quantità di beni a disposizione

dei soggetti nel giorno, confrontabili con i fabbisogni per verificare l'efficacia del sistema. Anche in questo caso si nota che gli agenti hanno a disposizione all'incirca il loro fabbisogno di beni prodotti da essi, mentre dispongono in sovrabbondanza dei beni che non producono. Questa maggior disponibilità di beni acquisiti rispetto a quelli prodotti dipende probabilmente dal sistema di scambio, per cui vengono scambiati tutti i beni offerti, e la quantità da offrire è decisa in base alla sovrabbondanza della produzione sul consumo.

Vengono qui riportati i valori intorno ai quali si stabilizzano alcuni dati relativi ai soggetti:

	agente A	agente B
tempo impiegato nella produzione di cibo	0,99	0,01
tempo impiegato nella produzione di tessuto	0,01	0,99
quantità proposta per lo scambio di cibo	-3	2
quantità proposta per lo scambio di tessuto	6	-8
scambi effettivi di cibo	-3	3
scambi effettivi di tessuto	8	-8
stock di cibo	0,4	2
stock di tessuto	6	1,9

2.3 Applicazione dell'apprendimento ripetuto.

I risultati sopra descritti sono stati ottenuti facendo apprendere le reti ogni giorno solo sulla base dei dati del giorno stesso, realizzando quindi un apprendimento di «breve termine». In ciascun giorno, la rete effettua la correzione dei pesi una sola volta, in base agli errori tra i propri output e i cross target; essendo gli errori di scarsa entità, l'adattamento avviene quasi esclusivamente sui pesi che collegano nodi nascosti e output, in quanto l'entità dell'errore retropropagato allo strato di pesi interni è trascurabile.

L'apprendimento di breve termine fa sì che la rete sia capace di agire con successo solo localmente: tentando di applicare la rete a una situazione diversa non si ottengono buoni risultati.

E' stato quindi effettuato un secondo esperimento, con gli stessi dati del primo ma utilizzando un'opzione del programma CT che consente un apprendimento ripetuto su un set di dati riferiti a più giorni.

L'apprendimento ripetuto è stato fatto operare ad ogni cinquantesimo giorno della simulazione, su tutta la «storia» precedente dell'agente, ed è consistito in 20.000 cicli di apprendimento, applicati ai pattern in ordine sequenziale. I casi sui quali opera l'apprendimento ripetuto sono costituiti dagli input passati e dai relativi target.

Il comportamento esibito dagli agenti è stato lo stesso del learning su un solo giorno, ma l'adattamento delle reti è aumentato notevolmente, rimanendo al di sotto del 3,5% l'errore medio percentuale, e al di sotto di 0,003 l'errore medio di retropropagazione.

L'apprendimento ripetuto è servito soprattutto ad aumentare la significatività delle matrici di pesi, che, essendo meglio adattate al caso in questione, sono più facilmente sottoponibili ad un processo di interpretazione dei pesi della rete, che verrà esposto nel paragrafo successivo.

2.4 Interpretazione dei pesi della rete e estrazione di regole endogene.

Il comportamento esibito da una rete neurale si sviluppa con l'apprendimento, cioè la modifica delle matrici di pesi della rete. Si tratta di un calcolo subsimbolico, nel quale i pesi non hanno alcun significato se osservati singolarmente. E' però possibile ricercare delle regole di comportamento, o meglio delle connessioni tra variabili in input e in output, che si vengono a formare autonomamente all'interno della rete; si possono così scoprire quali sono, nella "struttura logica" di un agente artificiale, le variabili dell'ambiente che influiscono su certi aspetti del suo

comportamento. Queste regole endogene sono però di natura diversa da quelle imposte dal ricercatore, ad esempio in un sistema esperto; esse sono proprietà emergenti, frutto della autoorganizzazione della rete e quindi perfettamente compatibili con il paradigma connessionista.

Scoprire queste regole non è facile, perchè le connessioni tra lo strato di input e quello di output sono molto intricate e difficili da valutare.

Gallant (1993) ha proposto una strategia per estrarre regole da una rete neurale artificiale, che si compone di quattro fasi:

- (1) la definizione di una variabile di contribuzione, cioè una variabile che collega ciascun input con ciascun output;
- (2) la valutazione della misura della contribuzione di ogni input alla determinazione di ciascun output, a prescindere dalla direzione di tale influenza;
- (3) una strategia di ricerca additiva, che consiste nell'aggiungere variabili, nell'ordine crescente di contribuzione stabilito al punto 2, fino a ottenere un valido risultato nei confronti dell'output esaminato;
- (4) una strategia alternativa alla precedente, di esclusione, con la quale dalla spiegazione dell'output esaminato vengono eliminate le variabili in ordine decrescente di contribuzione, fino al punto in cui il risultato rimane valido.

Gli algoritmi proposti da Gallant non sono però adatti alle reti neurali con funzioni a soglia derivabili qui utilizzate, ma solo a reti multistrato di percerettoni.

Per esaminare le regole endogene sviluppate dall'agente costruito nell'esperimento del paragrafo precedente si è utilizzata una tecnica definita in Beltratti e al. (1994), che segue i principi di Gallant.

Per valutare le connessioni tra gli input e gli output viene calcolato il prodotto delle due matrici di pesi, private delle righe relative al bias. Si ottiene così una matrice con un numero di colonne pari agli output e un numero di righe pari agli input, chiamata GWM (Global Weight Matrix).

La GWM non ha un significato quantitativo, in quanto trascura l'applicazione delle funzioni a soglia; contiene però delle informazioni qualitative utili a valutare la misura dei collegamenti input - output e il loro segno.

Viene qui presentata la GWM relativa al primo agente (soggetto A) dell'esperimento precedente, con le indicazioni delle variabili in input e in output, ricordandone prima il loro significato:

I1: C_{-1} (stock di cibo nel ciclo precedente)

I2: pC_{-1} (produzione di cibo nel ciclo precedente)

I3: sEC_{-1} (scambio di cibo effettuato nel ciclo precedente)

I4: T_{-1} (stock di tessuto nel ciclo precedente)

I5: pT_{-1} (produzione di tessuto nel ciclo precedente)

I6: sET_{-1} (scambio di tessuto effettuato nel ciclo precedente)

O1: C (stock di cibo previsto)

O2: T (stock di tessuto previsto)

O3: tC (percentuale del tempo disponibile destinata alla produzione di cibo)

O4: tT (percentuale del tempo disponibile destinata alla produzione di tessuto)

O5: sC (quantità di cibo domandata se > 0 ; offerta se < 0)

O6: sT (quantità di tessuto domandata se > 0 ; offerta se < 0)

Input:	Output:	C	T	tC	tT	sC	sT
C_{-1}		7.913	-18.15	-7.561	7.394	0.3525	-0.05875
pC_{-1}		4.593	20.26	6.32	-6.586	-1.189	0.3896
sEC_{-1}		3.235	-6.895	-3.382	3.302	0.2593	-0.2399
T_{-1}		3.527	22.84	5.741	-5.528	-0.7705	-1.038
pT_{-1}		11.03	-21.74	-5.785	5.532	1.489	-0.2217
seT_{-1}		2.623	21.05	6.838	-7.01	-1.139	0.4602

Da un esame della matrice si notano alcune caratteristiche.

- Le colonne relative ai tempi sono simmetriche; l'agente ha infatti comportamenti opposti per i due beni.

- Il tempo impiegato nella produzione di cibo è collegato positivamente con la produzione dello stesso, e negativamente con lo stock esistente e il cibo ricevuto nel ciclo precedente (se l'agente produce molto cibo il giorno precedente, continuerà a produrne; se ne possiede già molto o se ne ha ottenuto molto tenderà a produrne meno); le stesse relazioni valgono, invertite, anche per i rapporti output - input relativi al tessuto (se l'agente produce molto tessuto, produrrà poco cibo; se l'agente ha molto tessuto e ne ottiene molto, produrrà più cibo, forse perchè deve scambiarlo, dato che è specializzato nella produzione di cibo).

- Per quanto riguarda il tempo impiegato nella produzione di cibo, vale il discorso inverso.

- Le colonne relative agli scambi proposti hanno legami deboli con tutti gli input; l'agente quindi non sviluppa una regola per determinare gli scambi.

- Le colonne relative agli stock sono difficilmente interpretabili.

Al fine di conoscere quali sono gli input che maggiormente influiscono sui vari output, si è seguita la strategia additiva. Le matrici di pesi precedentemente calcolate sono state applicate, tramite il programma RNA, senza ulteriore apprendimento, ad un insieme di casi costituiti dagli input e dagli output formati con la tecnica dei *cross target*. Si sono ottenuti i risultati di correlazione tra gli output della rete e i corrispondenti obiettivi (costituiti dagli output formati con i *cross target*), che serviranno da confronto con i successivi calcoli; nella seguente tabella, r è il coefficiente di correlazione lineare, r^2 è il suo quadrato, e R^2 è il coefficiente di determinazione, definito come $1 - (\text{varianza non spiegata, misurata tra gli output e i target}) / (\text{varianza totale, misurata tra i target e la loro media})$. Essendo la funzione

non lineare, R^2 può essere negativo, se la funzione dà una spiegazione peggiore di quella fornita dalla media.

Output	r	r^2	R^2
C	0.629	0.396	0.569
T	0.876	0.767	0.959
tC	0.702	0.492	0.822
tT	0.720	0.518	0.829
sEC	0.632	0.399	-0.989
sET	0.343	0.118	-0.994

Lo stesso calcolo è stato poi effettuato introducendo però solo alcune delle variabili in input, sostituendo le altre con il loro valore medio. Per ogni valore di output da spiegare si sono introdotte progressivamente le variabili di input più significative. La prima variabile di input inserita è stata quella con il valore assoluto maggiore nella colonna della matrice GWM relativa all'output in esame, successivamente le altre in ordine decrescente di valore assoluto. In questo modo, quando i valori dei coefficienti di regressione hanno raggiunto i valori originari, si conoscono quali sono le variabili in input sufficienti a spiegare bene un dato output, e quali sono invece superflue.

Si presentano ora i risultati delle elaborazioni effettuate sul caso in questione.

<u>OUTPUT C</u>	var. in input	r	r^2	R^2
	pT_{-1}	0	0	-0.36
	$pT_{-1} C_{-1}$	0.616	0.378	0.575
	$pT_{-1} C_{-1} pC_{-1}$	0.558	0.312	0.484
	$pT_{-1} C_{-1} pC_{-1} T_{-1}$	0.558	0.312	0.476
<u>OUTPUT T</u>	var. in input	r	r^2	R^2
	T_{-1}	0	0	-0.02
	$T_{-1} pT_{-1}$	0.766	0.586	0.862

	T ₋₁ pT ₋₁ sET ₋₁	0.885	0.783	1
	T ₋₁ pT ₋₁ sET ₋₁ pC ₋₁	0.886	0.785	1
<u>OUTPUT tC</u>	var. in input	r	r ²	R ²
	C ₋₁	0.026	0.001	0.006
	C ₋₁ sET ₋₁	0.112	0.013	0.111
	C ₋₁ sET ₋₁ pC ₋₁	0.405	0.164	0.449
	C ₋₁ sET ₋₁ pC ₋₁ T ₋₁	0.496	0.246	0.549
<u>OUTPUT tT</u>	var. in input	r	r ²	R ²
	C ₋₁	0.019	0.000	-0.003
	C ₋₁ sET ₋₁	0.119	0.014	0.114
	C ₋₁ sET ₋₁ pC ₋₁	0.444	0.197	0.480
	C ₋₁ sET ₋₁ pC ₋₁ T ₋₁	0.530	0.274	-1.097
<u>OUTPUT sC</u>	var. in input	r	r ²	R ²
	pT ₋₁	0.173	0.030	-1.189
	pT ₋₁ sET ₋₁	0.376	0.142	-1.131
	pT ₋₁ sET ₋₁ sEC ₋₁	0.439	0.193	-1.114
	pT ₋₁ sET ₋₁ sEC ₋₁ T ₋₁	0.586	0.343	-1.067
<u>OUTPUT sT</u>	var. in input	r	r ²	R ²
	T ₋₁	-0.032	0.001	-1.180
	T ₋₁ sET ₋₁	0.006	0.000	-1.101
	T ₋₁ sET ₋₁ pC ₋₁	0.115	0.013	-1.099
	T ₋₁ sET ₋₁ pC ₋₁ sEC ₋₁	0.183	0.034	-1.063

Si può notare che nella determinazione dell'output C (stock di tessuto) sono sufficienti le prime due variabili in input, pT₋₁ e C₋₁, in quanto i coefficienti così ottenuti sono prossimi a quelli ottenuti utilizzando tutti gli input.

L'output T è determinato molto bene dagli input T₋₁, pT₋₁, sET₋₁.

L'output tC non è ben determinato neppure dall'introduzione di quattro input su sei, è quindi influenzato in egual misura da tutti gli input; lo stesso vale per tT .

Per quanto riguarda gli output sC e sT , bisogna notare che hanno un R^2 negativo anche in presenza di tutti gli input, il che conferma la loro scarsa significatività già prima rilevata nella GWM; non si possono identificare input che influiscano particolarmente su di essi.

3 Necessità di un nuovo esperimento sulla specializzazione del lavoro.

L'esperimento svolto nei precedenti paragrafi era basato su agenti costruiti per riprodurre la situazione descritta nella *Legge dei vantaggi comparati* di Ricardo. Tali agenti erano diversi tra di loro, come previsto dalla teoria ricardiana, in quanto uno era in grado di produrre più efficacemente il cibo, l'altro il tessuto. Inoltre erano presenti solo due agenti e due beni, e il sistema di mercato non era in grado di regolare scambi di più soggetti e beni.

Si è cercato di approntare un nuovo esperimento che superasse tali limiti, con l'introduzione di un mercato in grado di fare incontrare domanda e offerta di un numero indefinito di soggetti e beni. Si è ritenuto opportuno eliminare le differenze di capacità produttiva tra gli agenti, in modo da non favorire, all'interno dell'agente, un lavoro piuttosto che un altro. Nel nuovo esperimento l'unica caratteristica del sistema che rende conveniente la specializzazione è una funzione di produzione a rendimenti crescenti: gli agenti riescono a soddisfare i propri fabbisogni solo se si concentrano in uno dei lavori e portano la maggior quantità di beni così ottenuta sul mercato. Perché il sistema sia efficiente occorre quindi che vi siano agenti specializzati in lavori diversi.

Rispetto all'esperimento precedente, non si è più imposto agli agenti di utilizzare tutto il tempo a loro disposizione, in modo da lasciarli liberi di prendere decisioni a questo riguardo.

Nel nuovo esperimento, infine, non si sono voluti introdurre gli stock, che pure sarebbero stati più realistici, per evitare un'eccessiva complessità e consentire un'interpretazione più immediata del comportamento dell'agente.

4 Descrizione dell'esperimento SL2

L'esperimento SL2 consiste nella creazione di tre agenti, in seguito denominati X, Y, Z, in grado di produrre, consumare e scambiare tre tipi di beni denominati a, b, c. Gli agenti sono perfettamente identici: hanno le stesse capacità produttive, determinate da una funzione di produzione a rendimenti crescenti, gli stessi fabbisogni, in questa prima versione mantenuti fissi e uguali per ogni tipo di bene, e sono soggetti a regole di mercato uguali per tutti.

Ciascun agente è una rete neurale artificiale con nove attivazioni input, venti nodi nascosti e quindici attivazioni output.

Le attivazioni input rappresentano le seguenti variabili:

I 1	Pa ₋₁	produzione del bene a nel ciclo precedente
I 2	Pb ₋₁	produzione del bene b nel ciclo precedente
I 3	Pc ₋₁	produzione del bene c nel ciclo precedente
I 4	SEa ₋₁	scambio effettivo del bene a nel ciclo precedente
I 5	SEb ₋₁	scambio effettivo del bene b nel ciclo precedente
I 6	SEc ₋₁	scambio effettivo del bene c nel ciclo precedente
I 7	Aa ₋₁	avanzo del bene a nel ciclo precedente
I 8	Ab ₋₁	avanzo del bene b nel ciclo precedente
I 9	Ac ₋₁	avanzo del bene c nel ciclo precedente

I valori relativi allo scambio dei beni devono essere intesi come quantità cedute dall'agente se positivi, come quantità acquisite dall'agente se negativi. Per "avanzo" si intende il saldo di ciascun bene al termine della giornata, tra le azioni di produzione, scambio e consumo. Il saldo è dato dalla seguente formula:

$$A_n = P_n - S_{En} - C_n$$

nella quale P_n è la produzione del bene n del giorno, S_{En} è lo scambio effettivo e C_n è il consumo che in questa versione è fisso e pari a tre per tutti i tipi di bene. Occorre ricordare che in questo esperimento, a differenza del primo, non sono previsti stock;

l'avanzo deve quindi essere considerato uno spreco, che non viene né consumato né scambiato né conservato. Un valore negativo dell'avanzo indica invece che l'agente non ha a disposizione una sufficiente quantità di bene per il suo fabbisogno. Le attivazioni input del primo ciclo, impostate dall'utente, sono uguali per tutti gli agenti e per tutti i beni.

Le quindici attivazioni output rappresentano le seguenti variabili:

congetture sugli effetti

- | | | |
|-----|-----|------------------------------|
| O 1 | Pa | produzione del bene a |
| O 2 | Pb | produzione del bene b |
| O 3 | Pc | produzione del bene c |
| O 4 | SEa | scambio effettivo del bene a |
| O 5 | SEb | scambio effettivo del bene b |
| O 6 | SEc | scambio effettivo del bene c |
| O 7 | Aa | avanzo del bene a |
| O 8 | Ab | avanzo del bene b |
| O 9 | Ac | avanzo del bene c |

azioni

- | | | |
|------|----|---|
| O 10 | ta | tempo impiegato nella produzione del bene a |
| O 11 | tb | tempo impiegato nella produzione del bene b |
| O 12 | tc | tempo impiegato nella produzione del bene c |
| O 13 | sa | proposta di scambio del bene a |
| O 14 | sb | proposta di scambio del bene b |
| O 15 | sc | proposta di scambio del bene c |

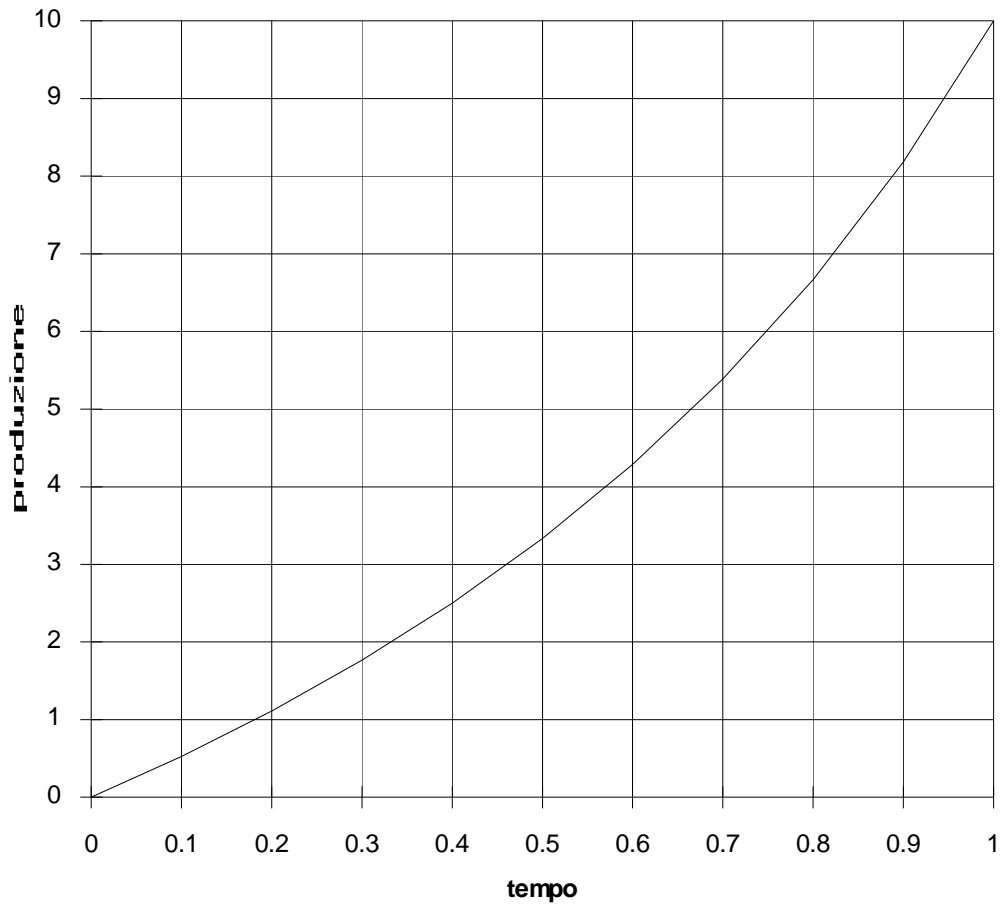
E' opportuno precisare le differenze tra "SEa" e "sa". Misurano entrambe degli scambi: nel primo caso si tratta di una congettura di quale sarà la risposta del mercato alla propria iniziativa; nel secondo si tratta invece della proposta di scambio dell'agente, quindi di un'azione.

Definizione dei target

Gli obiettivi necessari all'apprendimento della rete vengono fissati giornalmente, in base alla tecnica dei *cross target*. I target per i primi tre output, cioè le congetture sulla produzione dei tre beni, vengono determinati applicando una funzione di produzione alle azioni che determinano il livello della produzione, cioè il tempo impiegato nel lavoro per ciascun bene. I tempi impiegati nella produzione dei tre beni sono indicati dagli output 10, 11, 12. Prima di applicarli alla funzione di produzione, è necessario applicare loro una correzione. Il tempo totale a disposizione dell'agente è 1, ed esso può quindi attribuire ad ogni singolo tempo di produzione un valore da 0 a 1. Se però l'agente propone di lavorare per una somma dei tre tempi superiore al tempo massimo, occorre ridurre proporzionalmente ciascun tempo, in modo che la somma sia 1. Ad esempio, se l'agente propone di lavorare per tempi 1 - 0,5 - 1, non può farlo, e il risultato è di lavorare per tempi 0,4 - 0,2 - 0,4. Ciò viene eseguito nel seguente modo: vengono confrontati i valori $\frac{t_a}{t_a + t_b + t_c}$ e t_a ; come tempo di produzione effettivamente impiegato viene scelto il minore. Questa operazione viene ripetuta per t_b e t_c . In questo modo, se la somma dei tempi è maggiore a 1, i tempi vengono proporzionalmente ridotti, altrimenti vengono mantenuti gli originali. Ai tempi così ottenuti viene applicata una funzione di produzione a rendimenti crescenti ottenuta da ramo di iperbole, che viene qui rappresentata:

$$f(t) = -20\left(\frac{1}{t-2} + 0,5\right)$$

Funzione di produzione



I valori target (qui e in seguito indicati con un apice « ' ») sono quindi:

$$Pa' = f(ta)$$

$$Pb' = f(tb)$$

$$Pc' = f(tc)$$

dove t_a , t_b e t_c hanno subito la correzione anzidetta.

Per determinare i target relativi agli scambi effettivi occorre definire le regole con le quali funziona il mercato. Il mercato si forma con le proposte di cessione o di acquisto dei tre agenti relative ai tre beni; si hanno quindi nove dati, ottenuti dagli

output 13, 14, 15 di ogni agente. E' utile rappresentare questi dati sotto forma di matrice con i beni sulle righe e gli agenti sulle colonne. Viene qui presentato un esempio di possibili proposte; le offerte hanno segno positivo, le domande negativo.

soggetti:	X	Y	Z		somme beni >0
beni:	a	2	-3	4	6
	b	-1	-3	2	2
	c	2	4	-5	6
somme agenti >0	4	4	6		14

Per determinare la quantità di ciascun bene disponibile sul mercato, viene effettuata la somma per righe delle sole quantità positive. Calcolando la somma per colonne delle sole quantità positive si ottiene la quantità di beni conferita da ciascun agente. Dividendo la quantità di beni conferita da ciascun agente per la quantità totale conferita si ottiene un "indice di contribuzione" dell'agente che misura il "diritto" dell'agente a prelevare i beni che gli servono. Nell'esempio, gli indici sarebbero:

$$4/14 = 0,29 \quad 4/14 = 0,29 \quad 6/14 = 0,42$$

Il passo successivo consiste nel determinare, rispetto allo scambio di ciascun bene proposto dall'agente, qual è la quantità effettiva scambiata. Se la proposta dell'agente è positiva (offerta) la quantità effettiva scambiata corrisponde ad essa; in altre parole, se l'agente porta una merce sul mercato, questa viene totalmente assorbita. Se la proposta dell'agente è negativa (domanda) la quantità che egli può ritirare è pari alla quantità del bene domandato disponibile sul mercato moltiplicata per l'indice di contribuzione dell'agente che lo domanda. Nell'esempio l'agente X deposita una quantità pari a 2 del bene a e del bene c, e può ritirare una quantità del bene b pari a $2 * 0,29 = 0,58$. I valori così determinati rappresentano i target SEa', SEb', SEc'.

Nella versione base tutti i beni hanno lo stesso prezzo, in seguito verrà introdotta una versione con prezzi variabili.

Gli obiettivi relativi agli avanzzi non vengono calcolati con il metodo dei *cross target*, ma sono imposti dall'esterno. Agli agenti viene proposto un obiettivo pari a 0, in modo da spingerli ad ottenere ciò che serve loro per il consumo, e a cedere ciò che non serve. Questa imposizione, che può sembrare un'ingerenza del ricercatore nel comportamento dell'agente, applica semplicemente una regola di buon senso che non richiede teorie economiche predefinite: l'agente desidera soddisfare il proprio fabbisogno e non vuole avanzare nulla al termine della giornata dato che i beni non sono conservabili. I valori obiettivo sono dunque:

$$Aa' = 0$$

$$Ab' = 0$$

$$Ac' = 0$$

All'interno della formulazione dei target viene comunque calcolato l'avanzo effettivo, che servirà come input nel ciclo successivo e per calcolare i target azione. L'avanzo effettivo è:

$$An^* = Pn' - SE_n' - C_n$$

per ciascun bene n , con C_n fisso e pari a 3.

Terminata l'analisi dei target relativi alle congetture sugli effetti, si esamineranno ora i target delle azioni.

I target delle azioni presentano una complicazione ulteriore, perchè un'azione può influire su più effetti e quindi occorre scegliere la correzione maggiore in valore assoluto.

Le azioni di decisione del tempo t_a , t_b , t_c influiscono su due effetti: il tempo t_a influisce sulla produzione P_a e sull'avanzo A_a e così per gli altri. Bisogna quindi calcolare la correzione dell'azione necessaria per raggiungere i target di questi effetti,

scegliere la maggiore e sommarla all'output dell'agente per ottenere il corrispondente valore obiettivo.

La prima correzione è ottenuta con la seguente formula:

$$f^{-1}(Pa') - f^{-1}(Pa)$$

ove Pa' è il target della produzione, pa è l'output relativo e la funzione f^{-1} è l'inversa della funzione di produzione, così definita:

$$f^{-1}(P) = 2 - \frac{1}{\frac{P}{20} + 0,5}$$

La seconda correzione è così calcolata:

$$f^{-1}(Aa^*) - f^{-1}(Aa)$$

ove Aa^* è l'avanzo effettivo calcolato nella formula del target Aa , ma non utilizzato come target, e Aa è l'output relativo all'avanzo del bene a .

La correzione maggiore in valore assoluto tra le due è intesa come variazione del tempo lavorativo di a necessaria ad ottenere gli effetti voluti, e viene quindi sommata al tempo output fornito dall'agente per ottenere il tempo target:

$$ta'' = ta + \text{correzione}$$

La stessa operazione viene effettuata per i tempi tb e tc .

Dai tre tempi così ottenuti (ta'' tb'' tc'') può però risultare un tempo totale maggiore di quello a disposizione. Su questi valori viene quindi eventualmente effettuata una correzione proporzionale del tutto identica a quella indicata durante la descrizione dei target Pa' Pb' Pc' . I valori ottenuti dalla correzione sono finalmente i target per le azioni di scelta del tempo: ta' , tb' , tc' .

I target delle azioni di decisione sulle proposte di scambio sono più semplici da determinare anche se anche essi influiscono su due effetti: lo scambio effettivo ottenuto dal soggetto e l'avanzo del bene.

Una prima correzione è calcolata tra il target SEa' , cioè lo scambio effettivo, e l'output SEa , cioè la stima sullo scambio effettivo:

$$SEa' - SEa$$

La seconda correzione è calcolata come:

$$Aa^* - Aa$$

ove Aa^* è l'avanzo effettivo del bene a e Aa è l'output relativo.

La maggiore in valore assoluto di queste due correzioni viene sommata all'output corrispondente per ottenere il target:

$$sa' = sa + \text{correzione}$$

Le stesse operazioni vengono effettuate per ottenere i target sb' e sc' .

Le formule in RPN usate nel programma CT per la definizione dei target sono riportate in appendice.

4.1 Risultati dell'esperimento SL2 base.

I tre agenti così definiti sono stati fatti apprendere per duecento cicli con un learning rate di 0,6 e momentum 0.

Al termine dell'apprendimento l'errore medio di backpropagation è risultato pari a 0, mentre quello medio percentuale è risultato pari allo 0,047 %.

Alla prima esecuzione del programma le variabili più significative degli agenti si sono stabilizzate intorno ai seguenti valori:

	agente X	agente Y	agente Z
Pa	0	0	0
Pb	0	0	7
Pc	9.1	9.9	6
SEa	0	0	0
SEb	-1.4	-1.6	4
SEc	6.1	7	-3
ta	0	0	0
tb	0	0	0.819

t _c	0.954	1	0
s _a	-19	-20	-20
s _b	-19	-20	4
s _c	6.1	7	-18

Gli avanzzi, rilevati dagli input, sono risultati:

A _a	-3	-3	-3
A _b	-1.6	-1.4	0
A _c	0	-1	0

Su questi risultati si possono fare alcune osservazioni.

- Gli agenti X e Y si sono specializzati nella produzione del bene c, l'agente Z si è specializzato nella produzione del bene b.
- Gli agenti offrono sul mercato ciò che producono in sovrappiù, e richiedono ciò che non producono, dividendosi ciò che è presente sul mercato.
- Il bene a non è prodotto da nessuno, quindi tutti gli agenti non soddisfano i propri fabbisogni e lo richiedono.
- Il bene b è prodotto dal solo agente Z, quindi è scarso e soddisfa solo a metà i bisogni degli agenti che non lo producono.
- Il bene c è prodotto da due agenti; è quindi in sovrabbondanza e soddisfa pienamente l'agente Z che non lo produce.
- Gli agenti X e Y, che sono i più "affamati", raggiungono pressoché il massimo della loro capacità produttiva, anche se ciò apparentemente non serve a niente, dato che ciò che producono in sovrappiù del bene c è più che sufficiente a soddisfare l'agente Z. L'unico motivo che hanno per produrre così tanto è quello di tentare di produrre l'uno più dell'altro per offrire di più, fare aumentare il proprio indice di contribuzione e ottenere una maggiore quantità di bene b. Se invece di farsi concorrenza producessero entrambi di meno otterrebbero lo stesso risultato con uno sforzo minore.

- L'agente Z, che richiede un bene di cui c'è sovrabbondanza e offre un bene di cui è l'unico produttore, non ha bisogno di lavorare molto e la sua produzione si ferma a 7.
- L'agente Y ha un comportamento particolare: dopo aver prodotto 9 del bene c ne cede 7, rimanendo con una quantità insufficiente per il suo consumo di 3. Questo comportamento gli consente però di ottenere un po' di più del bene b rispetto all'agente X. Non ci sono spiegazioni a questo comportamento, che era totalmente imprevisto: l'agente preferisce semplicemente rinunciare ad una unità di bene c per ottenere un decimo di bene b. Si potrebbe forse parlare dell'emergenza di una curva di utilità, anche se sarebbe un discorso un po' azzardato.

L'esperimento è stato ripetuto più volte, con diversi inneschi di numeri casuali per differenziare le matrici di pesi iniziali delle reti, per verificare che i risultati ottenuti non fossero casuali. Il comportamento dei singoli agenti nei confronti della produzione è di due tipi:

- la specializzazione nella produzione di un solo dei tre beni, con valori prossimi al massimo della capacità produttiva, solitamente tra nove e dieci, e una produzione nulla dei restanti due beni;

- un'assenza totale di produzione da parte dell'agente, che si verifica però in un limitato numero di casi (circa un quinto, ma la ristrettezza del campione limita la significatività di questa frequenza).

Gli agenti "pigri" non producendo nulla non ottengono nulla in cambio, e non possono quindi consumare niente. L'unica loro azione è quella di domandare beni con la massima intensità.

Il comportamento dei singoli agenti nei confronti dello scambio è conseguente a quello produttivo ed è coerente, come nel caso sopra esposto.

Il comportamento a livello di popolazione, invece, non mostra regolarità di alcun tipo: ciascun agente si specializza casualmente in uno dei lavori senza tenere conto del comportamento degli altri agenti dando luogo, nelle varie prove, a schemi di

popolazione sempre diversi. A questo livello non vi è quindi una autoorganizzazione: l'unico comportamento che assicurerebbe il soddisfacimento dei bisogni di tutti i soggetti è la specializzazione in tre diversi lavori, ma ciò è capitato in una sola delle ripetizioni dell'esperimento.

4.2 Alcune varianti all'esperimento base.

Al fine di cercare di fare emergere una organizzazione ottimale anche a livello aggregato, sono state effettuate alcune varianti all'esperimento base.

La prima di esse consiste nell'utilizzare un fabbisogno di beni variabile nel tempo. Per fare ciò sono state introdotte altre tre attivazioni input per ciascun agente:

I 10 Ca consumo del bene a nella giornata

I 11 Cb consumo del bene b nella giornata

I 12 Cc consumo del bene c nella giornata

Il fabbisogno, percepito dall'agente tramite l'input, cambia ogni giorno secondo una funzione sinusoidale, con un ciclo di quindici giorni, alla quale è aggiunto un effetto casuale; i cicli dei vari beni ed agenti sono tutti sfasati tra di loro.

L'unica modifica nelle formule dei target riguarda ovviamente la definizione della variabile C_n all'interno delle formule relative agli avanzzi A_n ; mentre prima C_n era fisso ed uguale a tre ora è posto uguale al corrispondente valore fornito in input, variabile nel modo precedentemente descritto.

Tramite questa modifica si è introdotto nel sistema un maggior grado di variabilità che ha aumentato il grado di errore portandolo intorno al 3%.

Il comportamento degli agenti, pur risultando più vario dal punto di vista del consumo e dello scambio, ha mantenuto dal punto di vista della produzione il comportamento della versione base. Gli agenti, tranne qualche "pigro" che rimane, si specializzano in un solo lavoro, scelto a caso. Anche a livello aggregato non ci sono cambiamenti: gli agenti non si coordinano per specializzarsi in lavori diversi.

Per verificare che le condizioni iniziali dell'agente, intese come attivazioni input del primo giorno relative a produzione, scambio e consumo, non influissero sul comportamento successivo dell'agente, si è provato a costruire agenti che, invece di iniziare con produzioni uguali per ogni bene, fossero già indirizzati a produrre soprattutto uno dei tre beni. Ciò non ha però influenzato la specializzazione degli agenti; essa si è verificata, ma non necessariamente nei riguardi del bene favorito dalle condizioni di partenza.

La scelta del bene sul quale specializzarsi dipende quindi dalle matrici di pesi generate casualmente, è una caratteristica intrinseca alla rete. Il fatto che in seguito queste propensioni si trasformino in una specializzazione totale in un solo lavoro è invece una proprietà emergente che si sviluppa autonomamente.

Un'altra variante della versione base è stata effettuata per evitare l'insorgere della "pigrizia" negli agenti. L'intervento è stato effettuato sui target delle azioni riferiti al tempo da impiegare nella produzione: t_a' , t_b' , t_c' . Se la somma di tali valori, cioè il tempo lavorativo totale, risulta inferiore a 0,2 ciascuno dei singoli valori viene aumentato e portato a 0,2.

L'introduzione di tale vincolo ha causato la scomparsa degli agenti che non producevano nulla. E' da notare che con questo vincolo, che impone dei tempi lavorativi uguali per i tre beni e pari a 0,2, gli agenti "pigri" delle simulazioni precedenti si comportano esattamente come gli altri agenti, impiegando tutto il tempo a loro disposizione in un solo bene. E' presumibile che gli agenti "pigri" avessero trovato un massimo locale e non riuscissero a smuoversi da tale situazione; introducendo il vincolo, la rete non riesce a fermarsi nel massimo locale e prosegue la sua ricerca verso altri massimi, costituiti dal comportamento di specializzazione.

4.3 Introduzione di prezzi esogeni nel mercato.

Nella versione base dell'esperimento i beni hanno tutti lo stesso prezzo. Si è provato a creare una versione con un sistema di scambio nel quale ai beni viene attribuito un prezzo determinato dall'ambiente senza riferimento al comportamento degli agenti.

Il fine di questa modifica era sia quello di verificare se ciò causasse l'insorgere di una organizzazione a livello della popolazione, sia di osservare il comportamento degli agenti al variare dei prezzi dei beni.

I prezzi sono calcolati tramite una funzione sinusoidale alla quale è stato aggiunto un effetto casuale; il calcolo di tali prezzi avviene all'interno di un agente fittizio, con soli nodi di input. Per introdurre il sistema di prezzi si sono modificate le formule relative ai target SEa', SEb', SEc'. Nel calcolo del numeratore degli indici di contribuzione si sono moltiplicate le quantità dei beni apportati per i rispettivi prezzi. Nel successivo calcolo della quantità prelevabile dagli agenti si è diviso il risultato per il prezzo del bene richiesto. La formula finale della quantità ottenuta nel caso del bene a domandato dall'agente X, è la seguente:

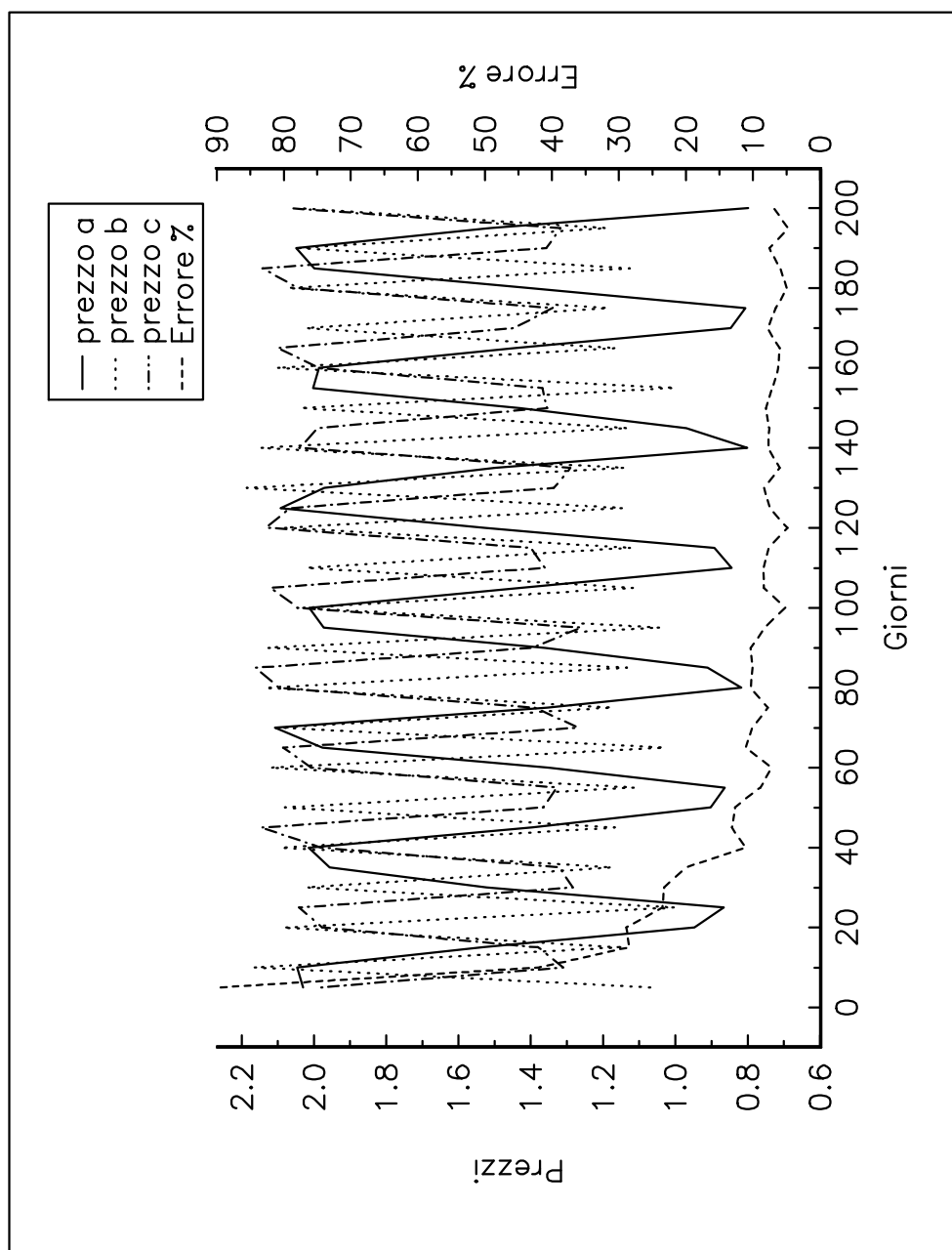
$$SEa' = \frac{\sum \text{quantità disponibile del bene a}}{\text{prezzo bene a}} \frac{\sum \text{quantità conferite da X per i rispettivi prezzi}}{\sum \text{quantità totale conferite}}$$

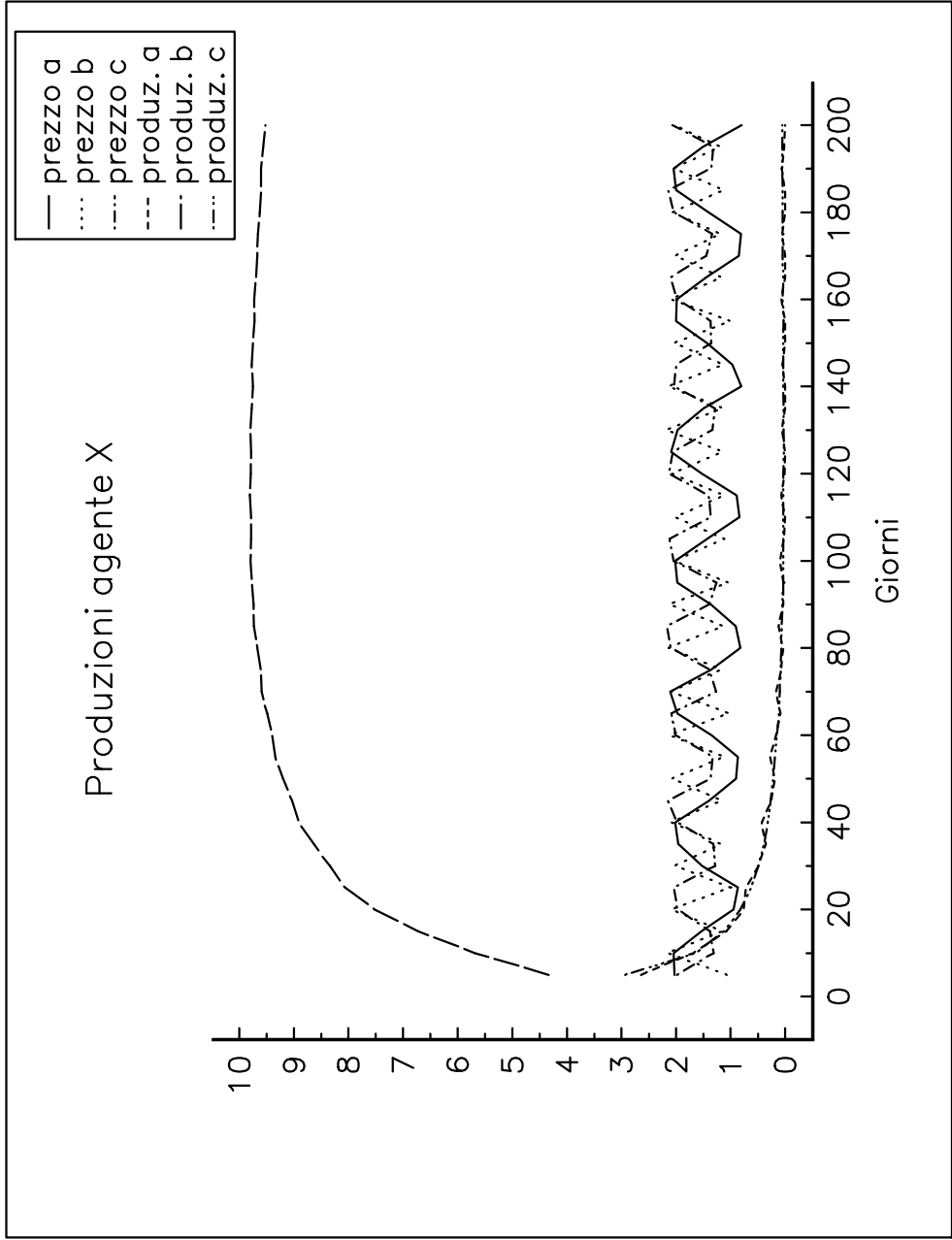
Al fine di eliminare gli agenti con produzione nulla si sono introdotti anche in questa versione i minimi sul tempo impiegato, come descritto nel precedente paragrafo.

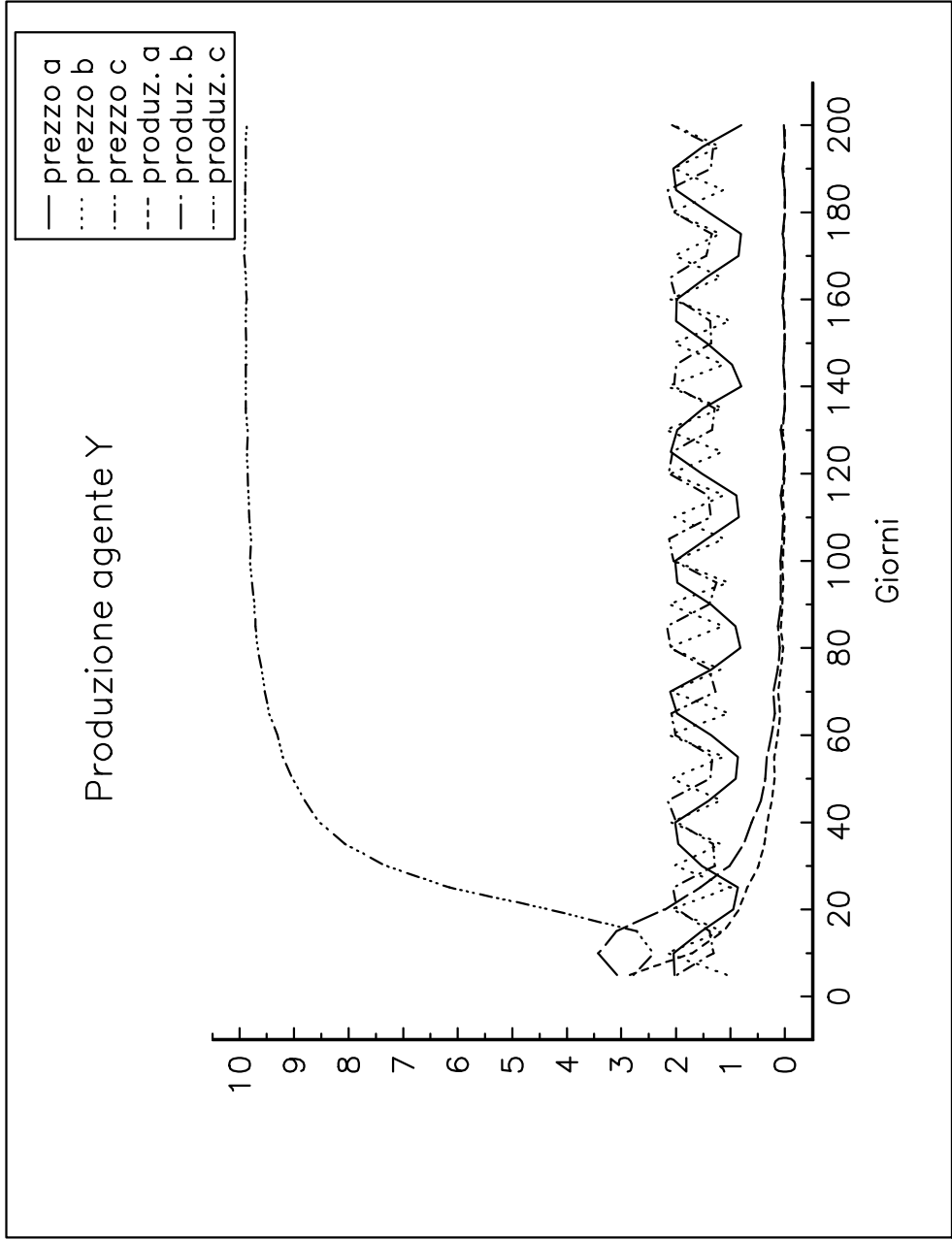
I risultati, per quanto riguarda la specializzazione del lavoro, sono stati gli stessi della versione base: è emersa la specializzazione in ciascun agente, ma non la coordinazione tra agenti.

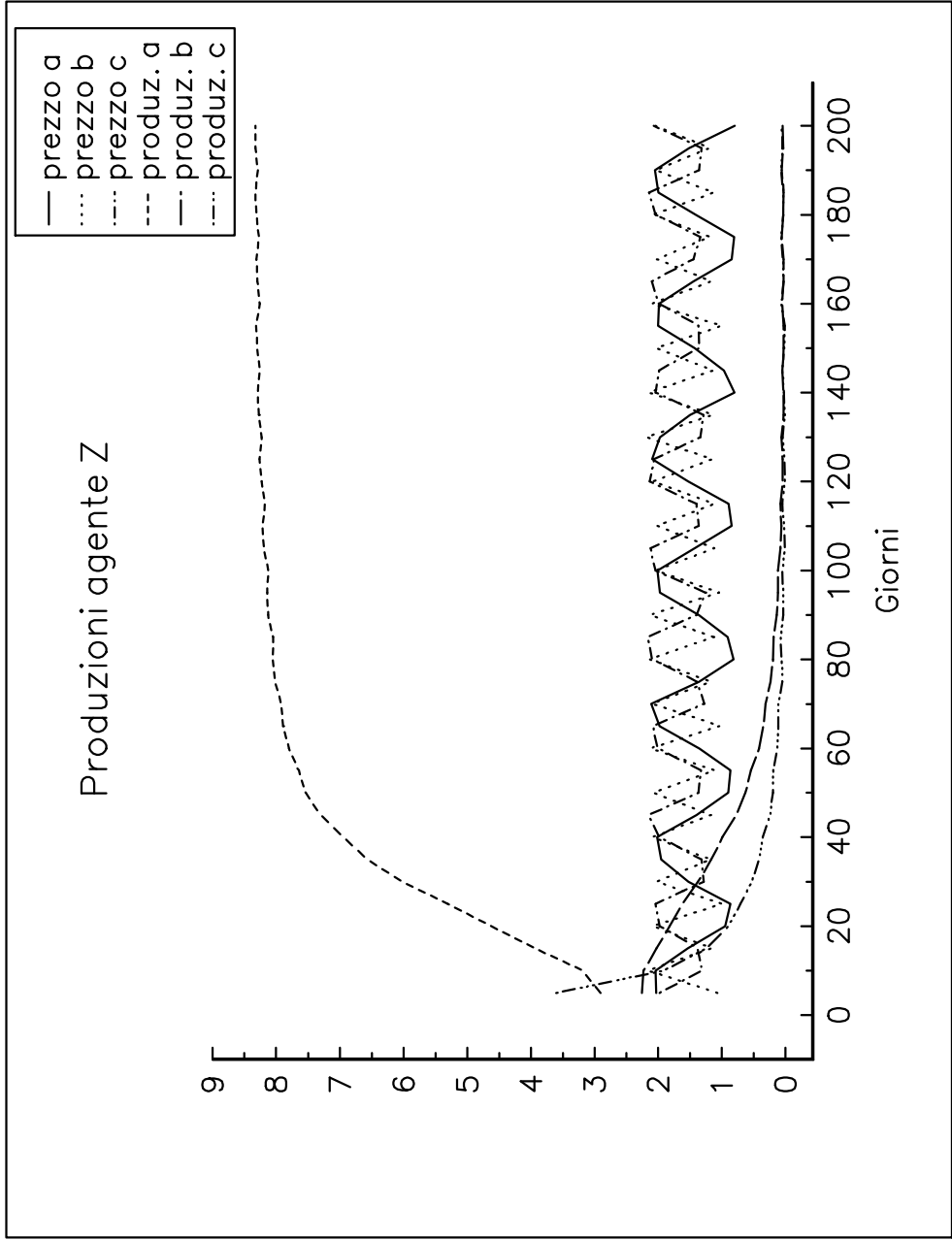
Per esaminare il comportamento degli agenti al variare dei prezzi si sono prodotti dei grafici che contengono, accanto all'andamento dei prezzi, le variabili fondamentali di ciascun agente: produzione, scambi effettivi, scambi proposti, avanzati.

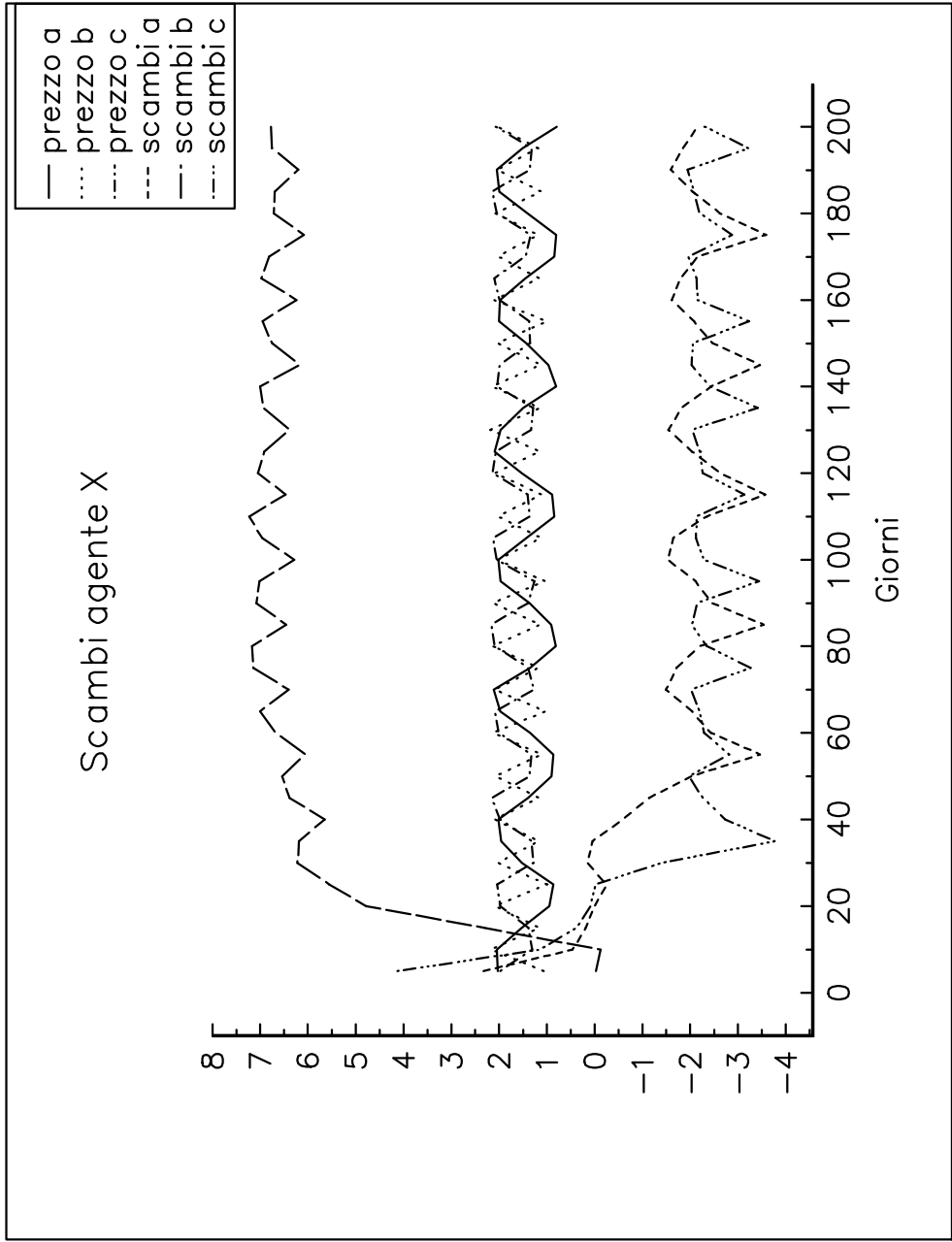
Tali grafici, che si riferiscono ad un caso in cui i tre agenti si specializzano in lavori diversi, sono qui riportati.

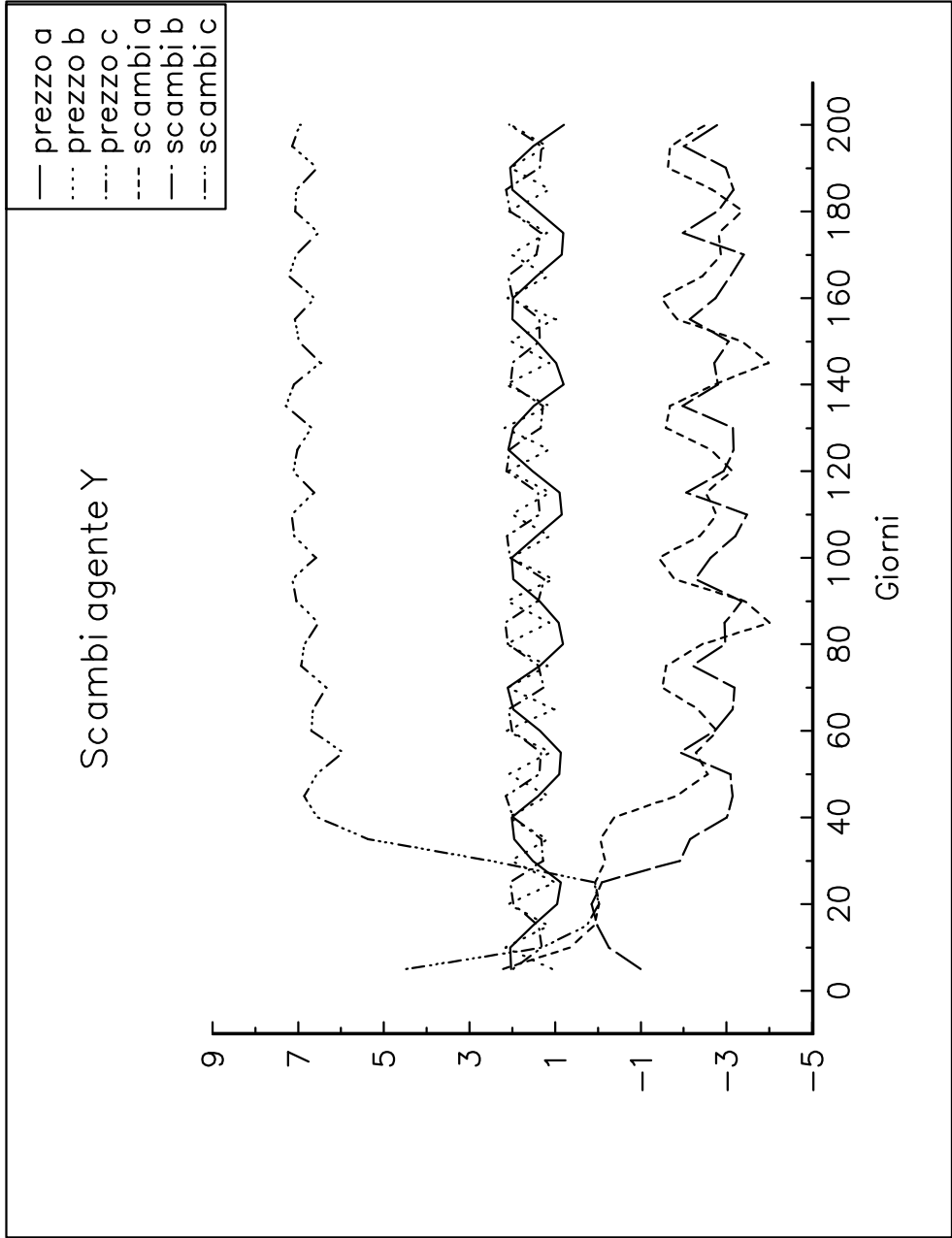


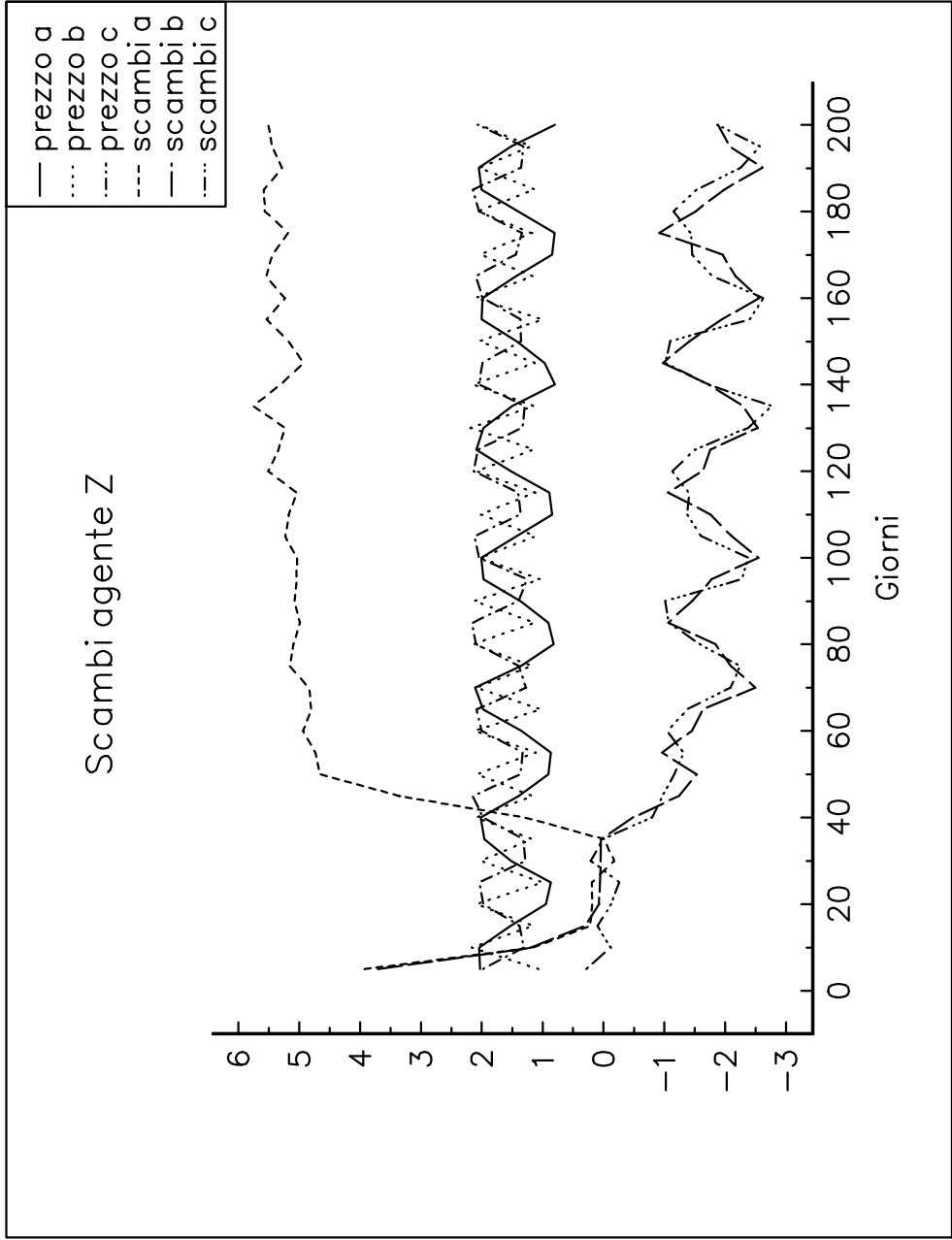


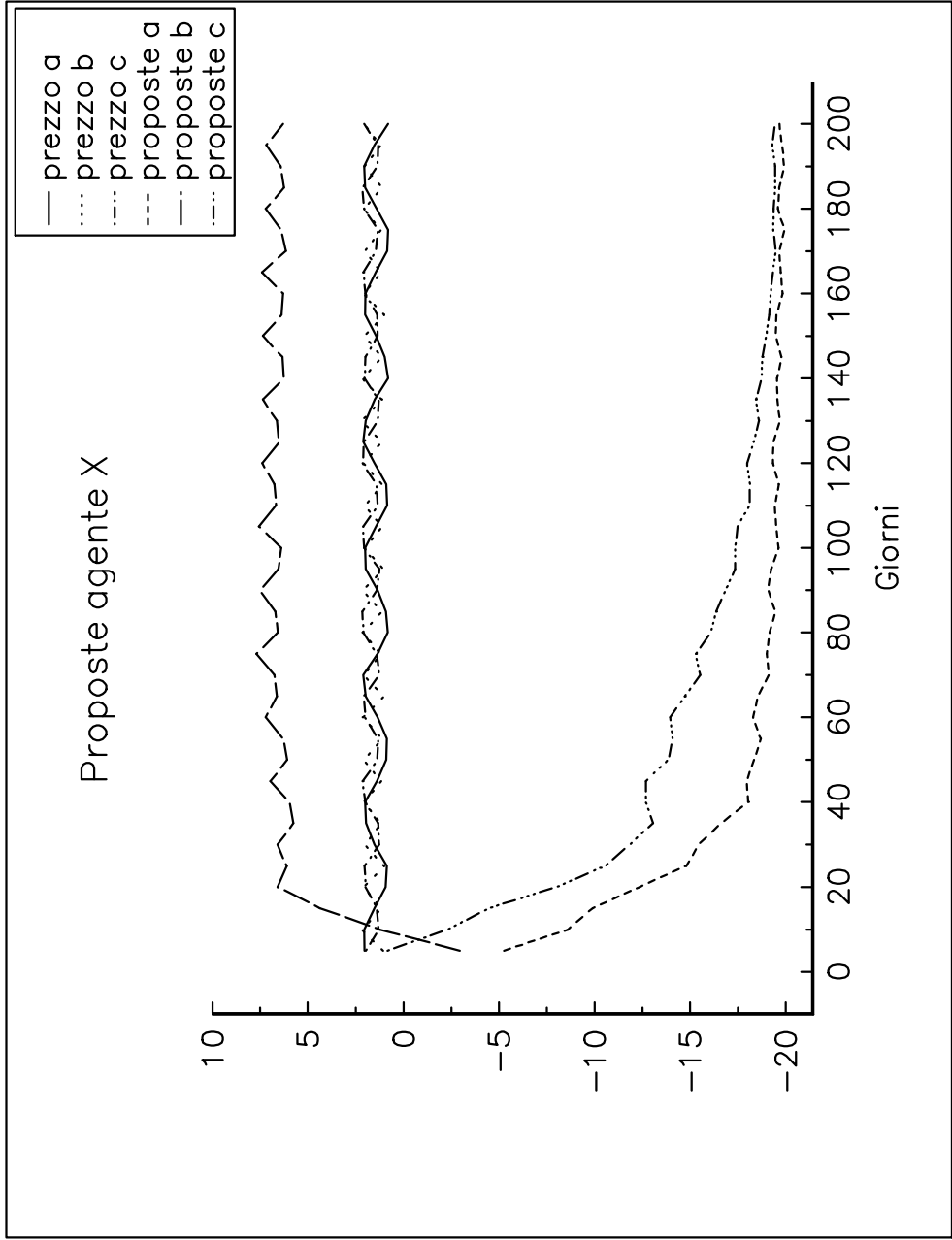


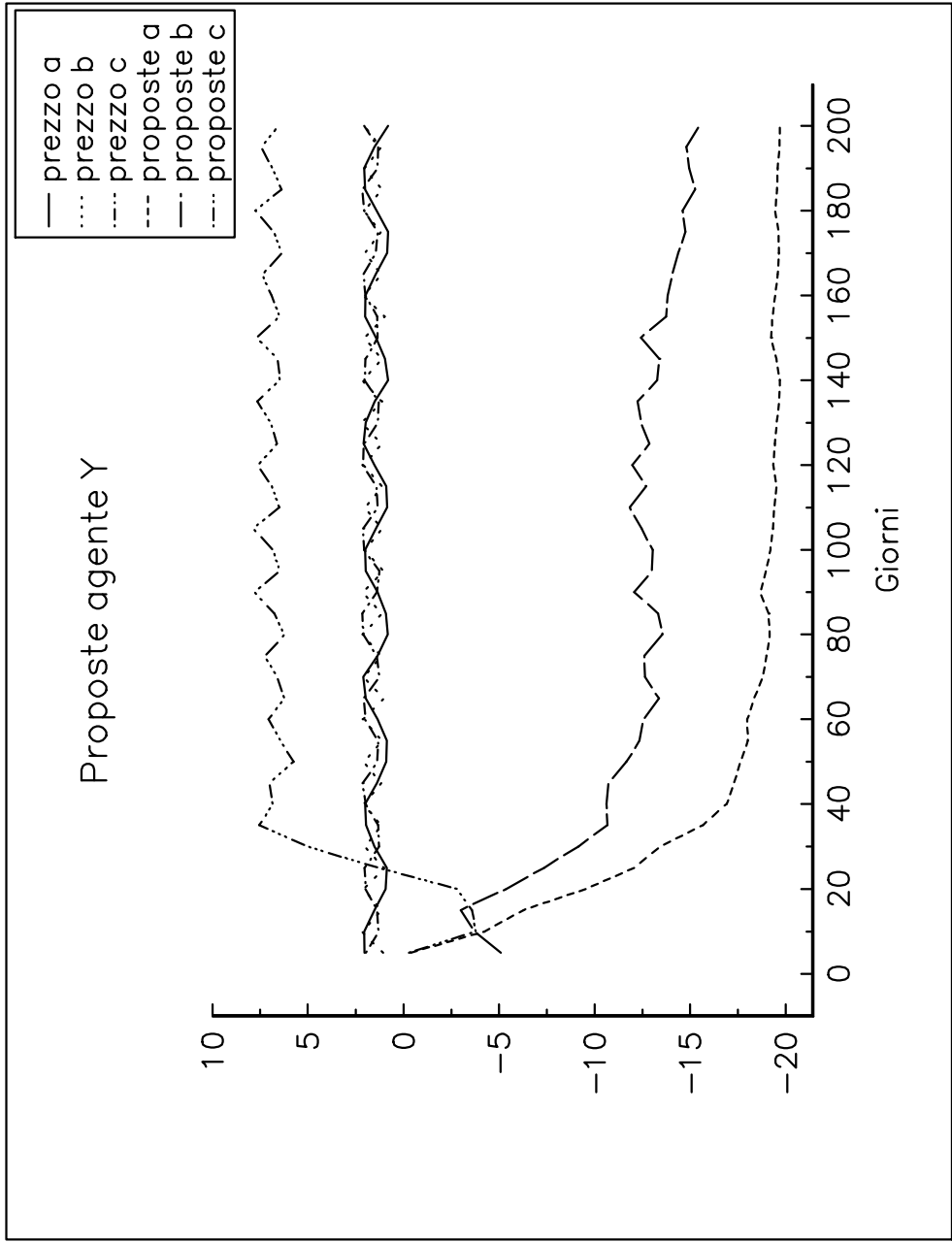


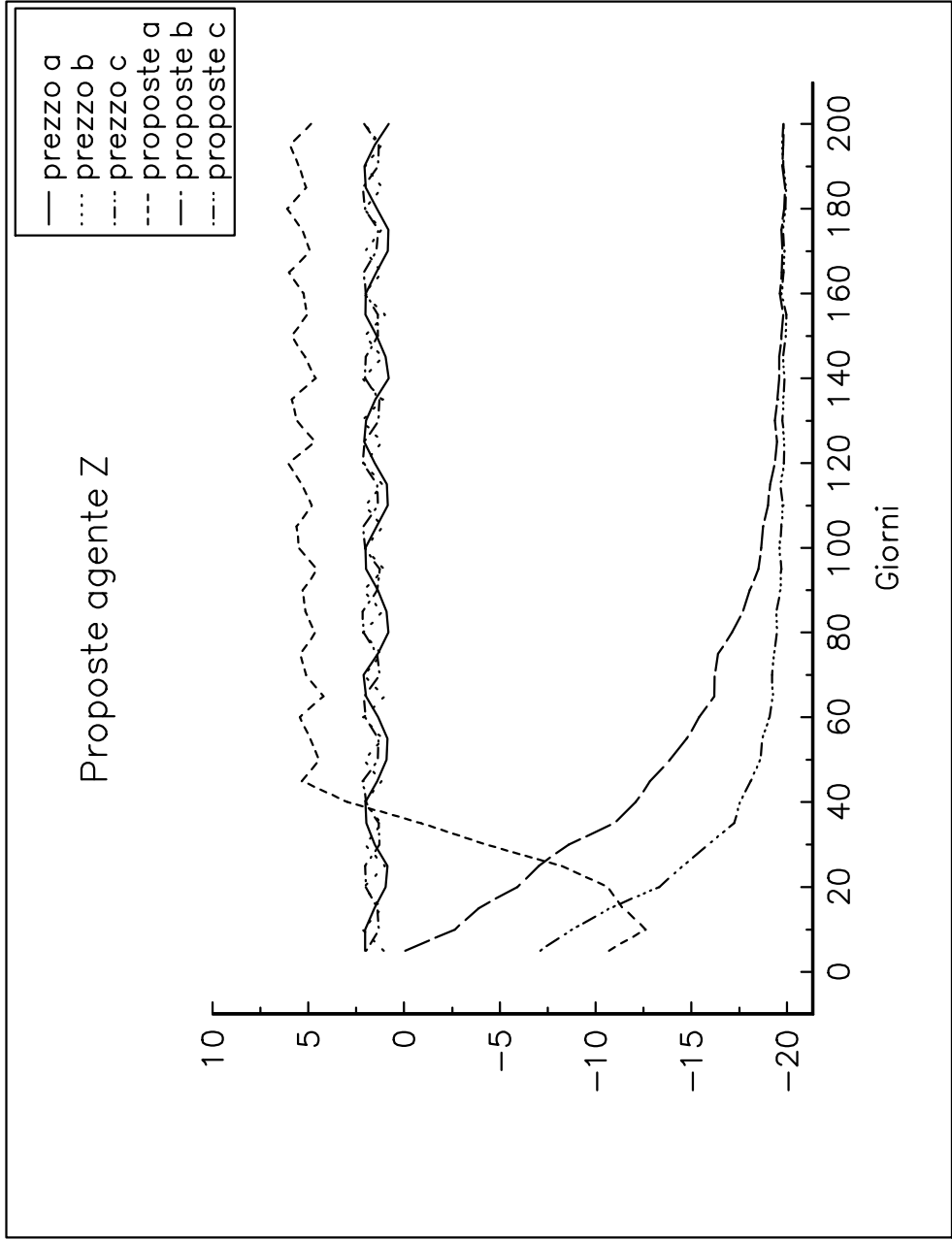


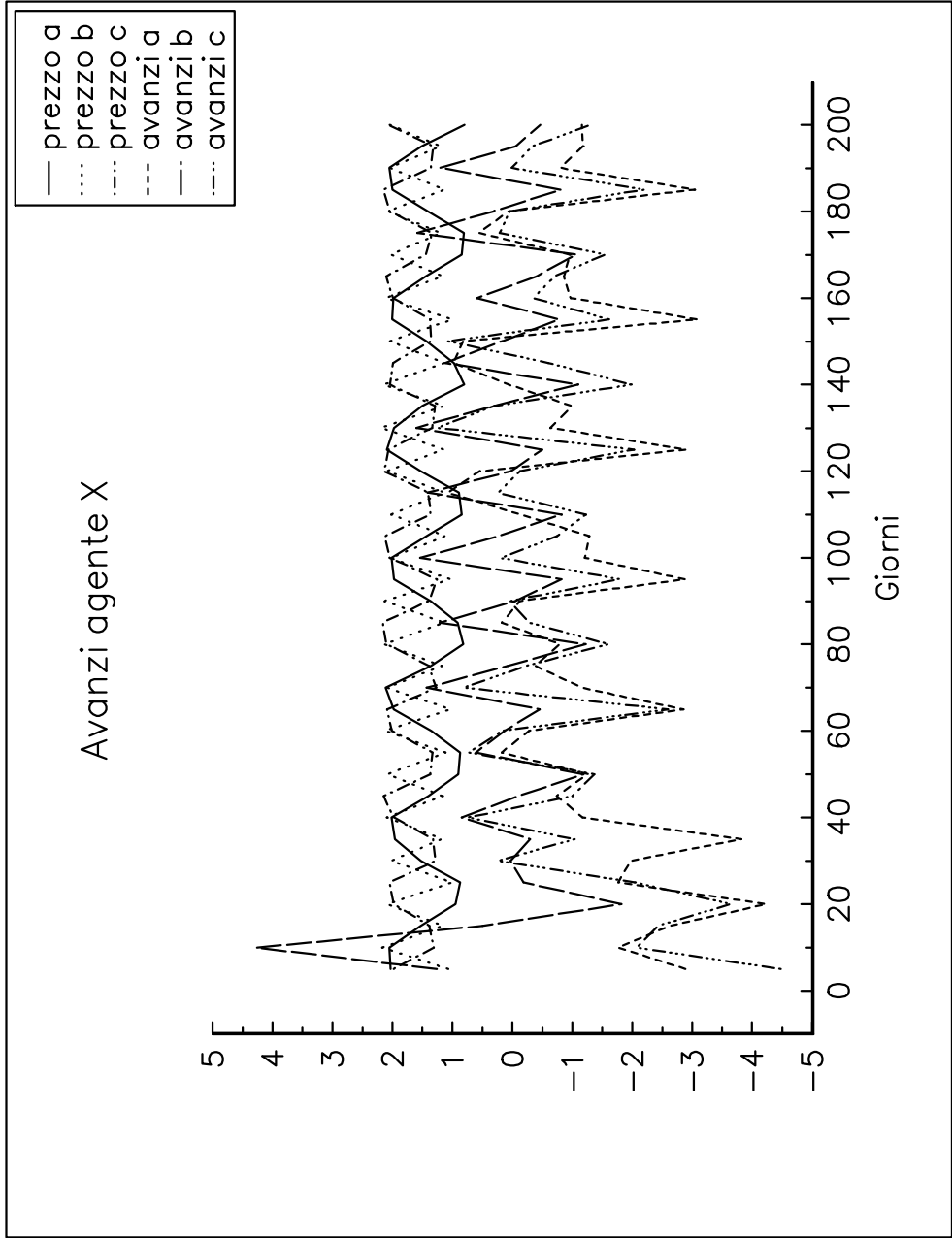


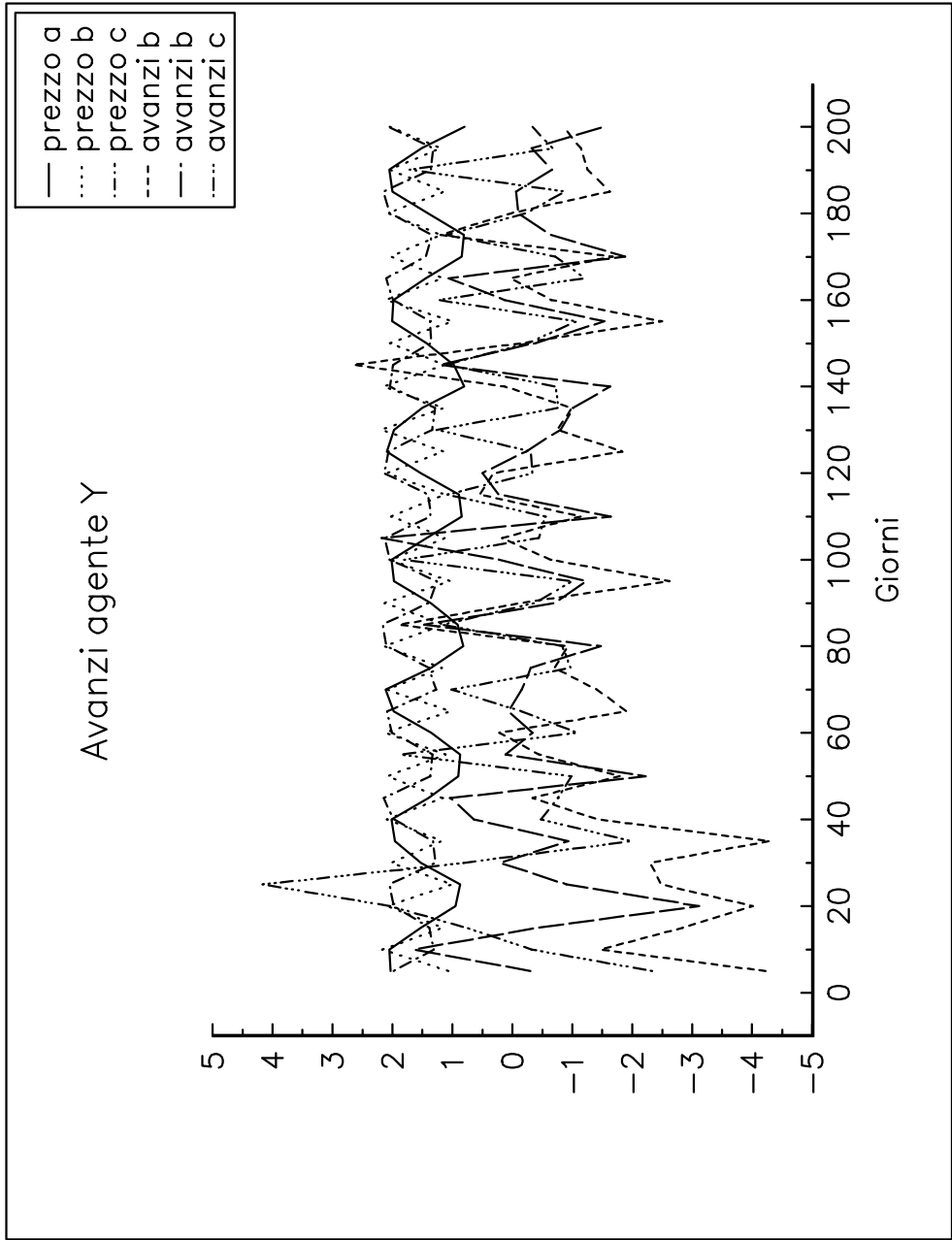




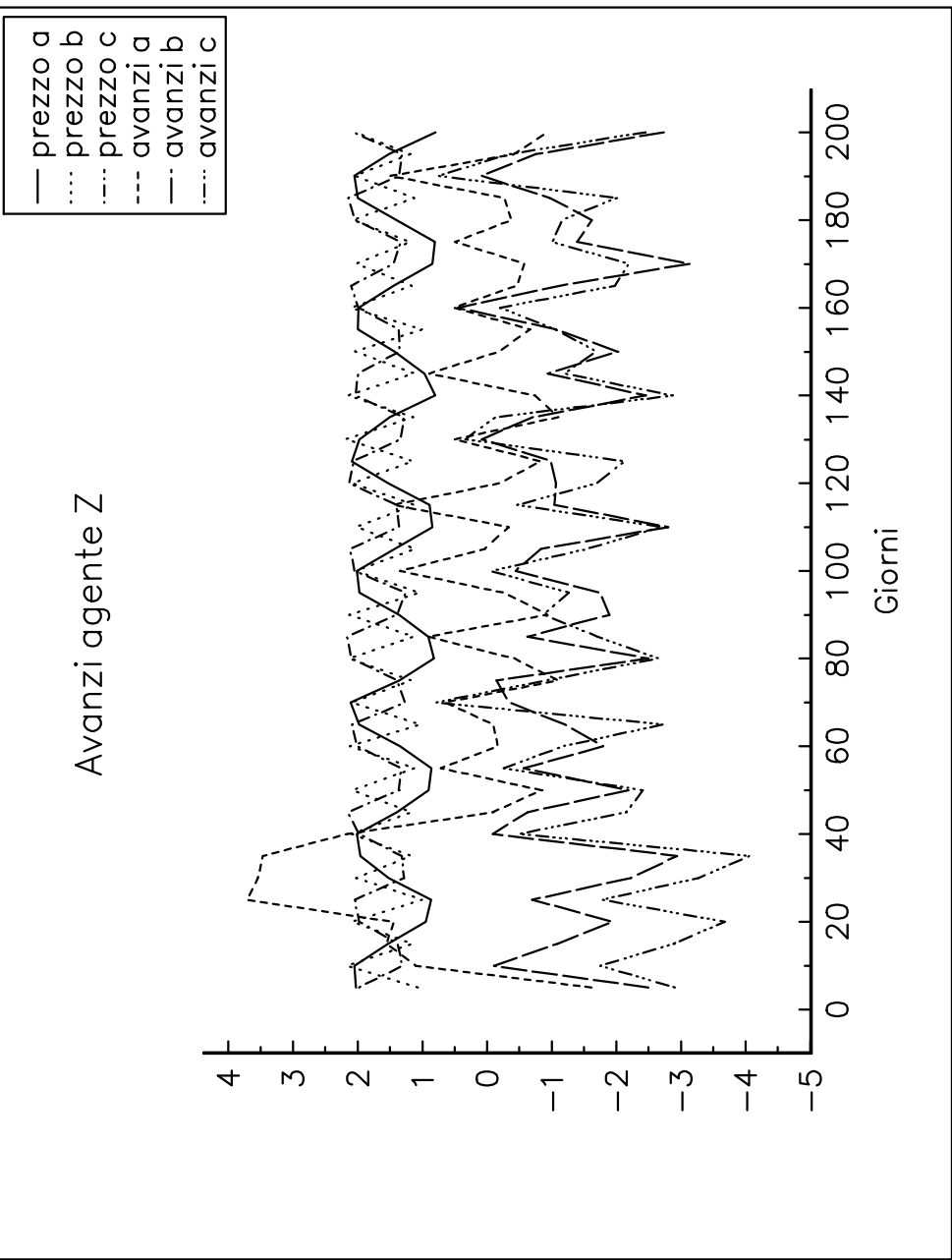








Avanzi agente Z



Dall'analisi dei precedenti grafici si possono fare alcune osservazioni.

L'errore percentuale scende piuttosto lentamente, e, pur mantenendo un trend stabile, ha delle continue oscillazioni di notevole ampiezza; tali oscillazioni non sembrano però essere collegate con l'andamento dei prezzi.

Le scelte di produzione dei tre agenti non risentono delle oscillazioni dei prezzi: ciascun agente si concentra subito in uno dei tre lavori e trascura gli altri due. E' da rilevare solo un'anomalia nel comportamento dell'agente Y, che dapprima sembra volersi specializzare nella produzione di b, poi "cambia idea" e si dirige definitivamente verso la produzione di c.

L'andamento dello scambio di beni dell'agente X è irregolare nei primi cinquanta giorni, in seguito mostra una certa regolarità. Tra i giorni quindici e venticinque si nota che gli scambi di tutti i beni si azzerano; ciò succede in tutti gli agenti. Passando a considerare le quantità scambiate dei singoli beni dell'agente X, b, che è il bene offerto da X, ha un andamento regolare ma che non sembra coordinato con i prezzi di nessuno dei beni. I beni domandati, a e c, sembrano avere cicli coordinati con quelli dei rispettivi prezzi: quando il prezzo sale, la quantità ottenuta da X diminuisce.

Anche l'andamento delle quantità scambiate da Y è irregolare nei primi quaranta giorni. Come per l'agente X, il bene offerto, in questo caso c, non ha corrispondenze evidenti con i prezzi pur avendo un andamento regolare. Il bene a è collegato con il suo prezzo: la quantità ottenuta scende all'aumentare del prezzo. Il bene c, pur avendo un andamento ciclico, con sembra avere collegamenti con i prezzi.

L'agente Z dimostra, sempre per quanto riguarda gli scambi, un andamento irregolare per un periodo di tempo più lungo; inoltre non scambia alcun bene fino al quarantesimo giorno. L'andamento del bene da esso offerto, a, è simile ai beni corrispondenti negli altri agenti. I beni domandati, b e c, hanno cicli coordinati tra di loro e non con i prezzi.

L'andamento delle quantità proposte è simile per i tre agenti: i beni sono richiesti con intensità forte e costante, mentre l'offerta segue un ciclo regolare.

Per quanto riguarda gli avanzi, l'unica considerazione che si può fare è che i cicli dei vari beni sono spesso coincidenti; in particolare, gli agenti si trovano spesso in condizione di scarsità contemporanea dei tre beni.

In conclusione si può osservare che, mentre da un'analisi superficiale dei dati il comportamento degli agenti appariva stazionario, tramite un'analisi più approfondita si è potuto rilevare come ciò sia vero solo per quanto riguarda la produzione; il comportamento di scambio si è invece dimostrato alquanto vivace.

4.4 Introduzione di rendimenti costanti e target interni.

Negli esperimenti fin qui descritti la specializzazione del lavoro è sempre emersa senza che fosse imposta da regole o da calcoli di convenienza da parte dell'agente. Le formule dei target contengono solo relazioni tecniche o contabili che non influiscono direttamente sul comportamento dell'agente. Le regole del mercato sono neutrali nei confronti della specializzazione; la consentono tramite gli scambi ma non spingono in tale direzione. Gli unici elementi discrezionali che potrebbero influenzare la specializzazione sono l'uso della funzione di produzione a rendimenti crescenti e l'imposizione del target esterno sugli avanzi, che impone di soddisfare i propri bisogni senza sprechi. Quest'ultima regola è però facilmente accettabile senza ricorrere a teorie economiche e la funzione di produzione è una semplice caratteristica tecnica del lavoro.

Si è comunque provato ad eliminare queste due caratteristiche. In una nuova versione dell'esperimento si è provato a sostituire la funzione di produzione convessa con una lineare, a rendimenti costanti, che mantiene però la stessa capacità produttiva massima. La nuova funzione di produzione è:

$$f(t) = 10 t$$

La modifica introdotta ha prodotto qualche cambiamento nel comportamento degli agenti: ora ce ne sono alcuni che producono più di un bene, nonostante la maggior parte continui a specializzarsi. Il tempo complessivo impiegato è comunque sempre elevato, vicino al massimo disponibile.

In una ulteriore versione dell'esperimento si sono eliminati, partendo dalla versione base, i target esterni applicati agli avanzzi; al loro posto sono stati inseriti gli avanzzi effettivi che già prima venivano calcolati, ed erano indicati come Aa^* , Ab^* , Ac^* .

Questa volta il comportamento di specializzazione è risultato ancora più raro; quasi tutti gli agenti hanno prodotto piccole quantità di tutti i beni. Inoltre sono stati numerosi i casi in cui il tempo impiegato in totale da ciascun agente non si avvicinava al massimo disponibile.

Per verificare l'effetto congiunto delle ultime due modifiche, si è effettuato un esperimento nel quale queste erano presenti contemporaneamente. Il comportamento di specializzazione è comunque emerso, anche se in misura ridotta.

I risultati di queste prove evidenziano che la regola imposta di soddisfare i propri fabbisogni senza sprechi favorisce notevolmente la specializzazione, pur non essendo strettamente indispensabile.

5 Descrizione e risultati dell'esperimento SL3.

L'esperimento SL2 utilizza un numero di agenti troppo limitato per garantire la produzione di tre diversi beni da parte dei tre soggetti.

Per ampliare il numero di agenti si è ricorso ad un'opzione del programma CT che consente la produzione automatica di essi.

La struttura dei singoli agenti, ed in particolare le regole di funzionamento del mercato, consente che il loro numero sia aumentato indefinitamente. L'unico elemento da variare manualmente nelle formule dei target è il calcolo dei target SEa', SEb', SEc'. La somma dei conferimenti deve essere estesa a tutti i nuovi agenti, e per ciascuno di essi deve essere calcolato un ulteriore indice di contribuzione.

Una volta effettuata questa modifica si è proceduto ad eseguire una prova con cinque agenti; non si è potuto aumentare ulteriormente il loro numero a causa dell'uso di matrici troppo grandi. L'uso di una prossima versione di CT dovrebbe risolvere il problema.

Come era prevedibile il comportamento dei singoli agenti e del sistema nel suo complesso non è variato rispetto all'esperimento precedente; l'unica conseguenza è l'aumento della probabilità di ottenere un sistema con produzione di tutti i beni.

Tramite un maggior numero di agenti sarebbe forse possibile osservare dei comportamenti interessanti a causa della formazione di famiglie di agenti che producono i diversi tipi di beni. Il diverso numero di componenti le famiglie provocherebbe la scarsità di certi beni e la sovrabbondanza di altri. I diversi comportamenti degli agenti di diverse famiglie e il formarsi di rapporti di scambio all'interno del mercato sarebbero fenomeni interessanti da investigare.

6 Considerazioni sui risultati ottenuti

L'analisi dei risultati degli esperimenti permette di fare alcune considerazioni.

Per quanto riguarda il principale oggetto di ricerca, cioè la specializzazione del lavoro, si può osservare che:

- ciascun agente si dedica alla produzione di un solo bene, cercando di ottenere gli altri tramite lo scambio;
- gli agenti non si coordinano, nel senso che non si mettono d'accordo per produrre ciascuno un diverso bene; danno però luogo, se per caso si specializzano in beni diversi, a un sistema di scambio efficiente.

La descrizione dettagliata di tali risultati è contenuta nel paragrafo 4.1. Si può identificare in questo sistema l'emergenza di una organizzazione gerarchica, secondo le definizioni introdotte nel capitolo 4 della prima parte. Il primo livello di organizzazione è quello dei singoli agenti. Ogni agente è un sistema composto di parti rappresentate dalle attivazioni di input, output e nascoste e dalle stesse matrici di pesi, che modificano continuamente i loro valori in base a una dinamica complessa, non lineare, che dipende dalle interazioni tra le parti e non è predeterminabile. Le regole di interazione sono in questo caso, oltre a quelle proprie del funzionamento di ogni rete neurale artificiale, le regole di coerenza imposte con la tecnica dei «cross target». Il comportamento che abbiamo definito di specializzazione è una proprietà emergente dalla autoorganizzazione dell'agente. Un secondo livello di organizzazione è identificabile nelle interazioni tra agenti. In questo caso una possibile forma di organizzazione sarebbe costituita da un coordinamento delle azioni degli agenti, che non è emerso. E' però emerso un sistema di scambio dei beni tra gli agenti.

A ben guardare, la coordinazione tra agenti non è un requisito indispensabile al funzionamento efficace del sistema: in una popolazione vasta è sufficiente che ciascun agente sviluppi la regola di specializzazione a caso in uno dei lavori per far sì che ogni lavoro sia eseguito da un numero di agenti sufficiente a rifornire la popolazione.

Una regola di comportamento «globale» della popolazione che imponga la cooperazione è quindi inutile, oltre che difficile da fare emergere autonomamente; le regole «locali» sono sufficienti a garantire il funzionamento del sistema, anche se non al massimo grado di efficienza. A questo proposito si segnalano le ricerche di Kube e Zhang (1994) sui comportamenti collettivi di robot.

Per quanto riguarda le cause dell'insorgenza della specializzazione, analizzate nel paragrafo 4.4, si ricorda che i fattori che la favoriscono maggiormente sono:

- la presenza di funzioni di produzione a rendimenti crescenti;
- l'imposizione agli agenti dell'obiettivo di ottenere una quantità di beni appena sufficiente a coprire i loro fabbisogni, riducendo gli sprechi.

Tali fattori non sono risultati però indispensabili.

L'introduzione di prezzi variabili, descritta nel paragrafo 4.3, ha causato l'insorgere di comportamenti degli agenti molto vari e complessi, e qualche volta anche coerenti, come l'aumentare della quantità ottenuta al diminuire del prezzo e viceversa. Ad un osservatore esterno l'agente appare ispirato da obiettivi e strategie, che in realtà non esistono; a generare questi comportamenti complessi è quindi sufficiente la coerenza, ottenuta con i *cross target*, tra azioni e congetture sugli effetti. In questo esperimento sono particolarmente evidenti alcuni dei principi che erano stati indicati nel paragrafo 2.3 della prima parte come tipici di esperimenti di vita artificiale: l'insorgere di complessità a partire da regole semplici, l'uso di regole locali per ottenere comportamenti globali, l'emergenza di comportamenti non attesi, la presenza di interazioni tra strutture interne all'agente e strutture di popolazione, l'uso evidente di un metodo *bottom-up*.

Nel paragrafo 2.4 si è introdotto un metodo di analisi dei pesi della rete neurale che costituisce l'agente, volto a ricercare la formazione autonoma di regole di comportamento. Tale ricerca ha evidenziato che per alcune variabili l'agente sviluppa dei legami piuttosto forti e ben definiti con determinati dati di input. Per altre

variabili, nel caso specifico le proposte di scambio dei beni, l'agente in questione non riesce a sviluppare nessuna regola di comportamento; si deve dunque presumere che l'agente improvvisi ogni giorno le proprie decisioni in merito a tali variabili.

Durante l'analisi dei dati ottenuti dagli esperimenti si sono identificati alcuni fenomeni economici che non erano attesi. Una prima osservazione che si può fare è che essi si sono verificati in situazioni non di equilibrio, dimostratesi più interessanti e ricche di quelle nelle quali il sistema funzionava perfettamente. I principali fenomeni identificati, meglio descritti nel paragrafo 4.1 alla pagina 90, sono:

- una sorta di «concorrenza» tra gli agenti che producono un bene sovrabbondante e devono contendersi il bene scarseggiante;
- un comportamento simile a quello classico del monopolista per l'agente unico produttore di un bene; esso infatti si trova di fronte a una situazione nella quale può decidere quanto produrre in base a quanto otterrà in cambio, e finisce con il produrre la minima quantità che, scambiata, gli consente di soddisfare i suoi fabbisogni di altri beni.

Questa interpretazione dei dati va però oltre il significato che si può e si vuole dare al modello: non bisogna pensare che una rete neurale sia consapevole delle proprie azioni e sviluppi i propri obiettivi economici.

I dati ottenuti mostrano comunque che è possibile ottenere un comportamento economico simile a quello di un soggetto reale, che appare «razionale», senza la necessità di dotare il modello né di ipotesi teoriche particolari, né di capacità di calcolo e logiche elevate. Per ottenere tale comportamento sono sufficienti un processo adattivo di azione e apprendimento e la coerenza fra azioni e effetti desiderati.

BIBLIOGRAFIA

- ARTHUR W.B. (1992), *On learning and adaption in the economy*. Santa Fe Institute Working Paper 92-07-038.
- AXELROD R. (1984), *The evolution of cooperation*, New York, Basic Books.
- AXELROD R. e HAMILTON W.D. (1981), *The evolution of cooperation*, in «Science», 211, pp. 1390-1396.
- BELTRATTI A., MARGARITA S. e TERNA P., (1994), *Neural Networks for financial and economic modelling*, in preparazione.
- BURKS A.W. (a cura di) (1970), *Essays on cellular automata*, Urbana, Ill., University of Illinois Press.
- DAWKINS R. (1987), *The Blind Watchmaker*, New York, W. W. Norton & Company.
- DELLA VALLE (1992), *Esperimenti tramite Reti Neurali Artificiali, sul comportamento di agenti economici in situazioni di incertezza*, Tesi di Laurea, a.a. 1991-92, Istituto G. Prato, Università di Torino.
- DOSI G. (1993), *Prefazione a «Reti neurali per le scienze economiche»*, Fabbri G. e Orsini R., Franco Muzzio Editore, Padova.
- ELREDGE N. e GOULD S. (1972), *Punctuated equilibria: an alternative to philetic gradualism*, in T. Schopf, ed., *Models in Paleobiology*, San Francisco, Freeman,Cooper, pp. 305-332.
- FABBRI G. e ORSINI R. (1993), *Reti neurali per le scienze economiche*, Franco Muzzio Editore, Padova.
- GALLANT S.I. (1993), *Neural network learning and expert systems*, MIT press, Cambridge.
- HILLIS W.D. (1991), *Co-evolving parasites improve simulated evolution as an optimization procedure*, in C.G. Langton, C. Taylor, J.D. Farmer e S.

- Rasmussen (a cura di), *Artificial life II*, Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, Proc. Vol X, Redwood City, Cal., Addison-Wesley, pp. 313-324.
- HINTON G.E. (1992), *L'apprendimento delle reti artificiali di neuroni*, in «Le Scienze», n. 291, 11/92.
- HINTON G.E., MCCLELLAND J.L., RUMELHART D.E. (1986), *Distributed representations, in parallel distributed processing* (eds D.E. Rumelhart e J.L. McClelland), MIT Press, Cambridge, pp. 77-109.
- HOLLAND J.H. (1975), *Adaption in natural and artificial systems*, Ann Arbor, University of Michigan Press.
- HOLLAND J.H. (1986), *Escaping brittleness: The possibilities of general purpose learning algorithms based applied to parallel rule-based systems*, in R.S. Mishalski, J.C. Carbonell e T.M. Mitchell (a cura di), *Machine learning II*, New York, Kauffman, pp. 593-623
- JACOB V.S. e MARSDEN J.R. (1990), *A networked expert system framework for economic policy analysis*, in «J. Econ. Dynamics and Control», 2, pp. 201-217.
- KIRMAN A.P. (1992), *Whom or what does the representative individual represent?*, in «J. Econ. Perspectives», 2, pp. 117-136.
- KIYOTAKI N. e WRIGHT R. (1989), *On money as a medium of exchange*, in «J. Political Econ.» 3, pp. 927-954.
- KOZA J.R. (1990), *A genetic approach to econometric modelling*, presentato a WCSE-90, Barcellona.
- KUBE C.R. e ZHANG H. (1993), *Collective robotics: from social insects to robots*, in «Adaptive Behavior», 2, pp. 189-218.
- LANE D. (1992), *Artificial Worlds and Economics: Working draft 7-7-92*, Workshop on Nonlinear dynamics in economics, European University Institute, Firenze 6-17 Luglio 1992.

- LANE D. (1993a), *Artificial Worlds and Economics*, part I, in «J. Evolutionary Economics» 3: pp. 89-107.
- LANE D. (1993b), *Artificial Worlds and Economics*, part II, in «J. Evolutionary Economics» 3: pp. 177-197.
- LANGTON C.G. (1992), *Vita Artificiale*, in «Sistemi Intelligenti», a. IV, n. 2, pp.189-246.
- LANGTON C.G. (1992a), *Life at the edge of chaos*, in Langton e al., *Artificial Life II*, Redwood City, Addison Wesley.
- LANGTON C.G. (a cura di) (1989), *Artificial life*, Redwood City, Cal., Addison-Wesley.
- LANGTON C.G., C. TAYLOR, J.D. FARMER e S. RASMUSSEN, eds.(1992), *Artificial life II, Proceedings of the Workshop on Artificial Life held February, 1990 in Santa Fe, New Mexico*, Redwood City, Cal., Addison-Wesley.
- LINDGREN K. (1991), *Evolutionary phenomena in simple dynamics*, in C.G. Langton, C. Taylor, J.D. Farmer e S. Rasmussen (a cura di), *Artificial life II*, Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, Proc. Vol X, Redwood City, Cal., Addison-Wesley, pp. 295-312.
- MARGARITA S. (1992), *Verso un robot oeconomicus: algoritmi genetici ed economia.*, in «Sistemi Intelligenti», 3, pp. 421-459.
- MARGARITA S. e TERNA P. (1994), *L'uso di agenti artificiali adattivi per la spiegazione di dinamiche non lineari in economia*, in pubblicazione su «Sistemi Intelligenti».
- MARIMON M., MCGRATTAN E., SARGENT T. (1990), *Money as a medium of exchange in an economy with artificial intelligent agents*, in «J. Econ. Dynamics Control» 14: pp. 329-373.
- PARISI D. (1990), *Connessionismo: origine e sviluppo al centro dello studio dell'intelligenza*, in «Sistemi Intelligenti», 3, pp. 365-426.

- PARISI D. (1991), *Introduzione all'edizione italiana*, in D.E. Rumelhart e J.L. McLelland (a cura di), *PDP. Microstruttura dei processi cognitivi*, Bologna, Il Mulino.
- PRATA S. (1993), *Artificial life playhouse*, Corte Madera, Cal., Waite Group Press.
- PRIGOGINE I. e STENGERS I. (1984), *Order out of chaos*, Bantam, New York.
- PRUSINKIEWICZ P. (1991), *The algorithmic beauty of plants*, Berlin, Springer-Verlag.
- RAY T.S. (1991), *An approach to the synthesis of life*, in C.G. Langton, C. Taylor, J.D. Farmer e S. Rasmussen (a cura di), *Artificial life II*, Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, Proc. Vol X, Redwood City, Cal., Addison-Wesley, pp. 371-408.
- REYNOLDS C.W. (1987), *Flocks, herds, and schools: a distributed behavioral model*, *Proceedings of SIGGRAPH '87*, in «Computer Graphics», 21, 4, pp. 25-34.
- SIMON H.A. (1969) *The Sciences of the artificial*, Cambridge, Mass., MIT Press (2a edizione modificata 1981, trad. it. *Le scienze dell'artificiale*, Bologna, Il Mulino, 1988).
- TERNA P. (1992), *Connessionismo, reti neurali e nuova intelligenza artificiale: l'interesse per gli economisti.*, in «Sistemi Intelligenti» a. IV, n.3, pp. 379-419.
- TERNA P. (1994a), *RNA v. 6.7*, public domain software, Istituto G.Prato, Università di Torino.
- TERNA P. (1994b), *CT v. 3.45*, public domain software, Istituto G.Prato, Università di Torino.
- VON NEUMANN J. (1966), *Theory of self-reproducing automata*, a cura di A.W. Burks, Urbana, University of Illinois Press.
- WOLFRAM S. (1986), *Cellular automaton fluids 1: basic theory*, in «J. Stat. Phys.», 45, pp. 471-526.

APPENDICE

1 File esperimento SL2 base

```

-1 1 100 0
3
9 20 15
-200
4458
200 25
.8 .3
s12_5
.6 0 .6 0
n

@2 0 10      @2 0 10      @2 0 10      @0 -20 20      @0 -20
20  @0 -20 20  @-1 -10 10  @-1 -10 10  @-1 -10 10
0 10 0 10 0 10 -20 20 -20 20 -20 20 -10 10 -10
10 -10 10 0 1 0 1 0 1 -20 20 -20 20 -20 20

@2 0 10      @2 0 10      @2 0 10      @0 -20 20      @0 -20
20  @0 -20 20  @-1 -10 10  @-1 -10 10  @-1 -10 10
0 10 0 10 0 10 -20 20 -20 20 -20 20 -10 10 -10
10 -10 10 0 1 0 1 0 1 -20 20 -20 20 -20 20

@2 0 10      @2 0 10      @2 0 10      @0 -20 20      @0 -20
20  @0 -20 20  @-1 -10 10  @-1 -10 10  @-1 -10 10
0 10 0 10 0 10 -20 20 -20 20 -20 20 -10 10 -10
10 -10 10 0 1 0 1 0 1 -20 20 -20 20 -20 20

t 1 t 2 t 3 t 4 t 5 t 6 R 14 R 15 R 16
t 16 t 17 t 18 t 19 t 20 t 21 R 26 R 27 R 28
t 31 t 32 t 33 t 34 t 35 t 36 R 38 R 39 R 40

M1 m1 o10 o11 o12 + + 0.001 + / o10 * o10 m1 * h2 m1 *
M2 m1 o10 o11 o12 + + 0.001 + / o11 * o11 m1 * h2 m1 *
M3 m1 o10 o11 o12 + + 0.001 + / o12 * o12 m1 * h2 m1 *

1 R1 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R2 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R3 2 - / 0.5 + m20 * ;
0 o13 h2 0 o28 h2 0 o43 h2 + + M4
0 o14 h2 0 o29 h2 0 o44 h2 + + M5
0 o15 h2 0 o30 h2 0 o45 h2 + + M6

```

```

+ + M7
0 o13 h2 0 o14 h2 0 o15 h2 + + M8
0 o28 h2 0 o29 h2 0 o30 h2 + + M9
0 o43 h2 0 o44 h2 0 o45 h2 + + M10
R8 R7 0.001 + / M11
R9 R7 0.001 + / M12
R10 R7 0.001 + / M13
o13 0 o13 R4 R11 m1 * * E ;
o14 0 o14 R5 R11 m1 * * E ;
o15 0 o15 R6 R11 m1 * * E ;
t1 t4 - 3 - M14 0 ;
t2 t5 - 3 - M15 0 ;
t3 t6 - 3 - M16 0 ;
m1 t1 20 / 0.5 + / 2 + m1 o1 20 / 0.5 + / 2 + - m1 t7
t4 3 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o7 t4 3 + + 20 / 0.5 + / 2 +
- H2 o10 + M17
m1 t2 20 / 0.5 + / 2 + m1 o2 20 / 0.5 + / 2 + - m1 t8
t5 3 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o8 t5 3 + + 20 / 0.5 + / 2 +
- H2 o11 + M18
m1 t3 20 / 0.5 + / 2 + m1 o3 20 / 0.5 + / 2 + - m1 t9
t6 3 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o9 t6 3 + + 20 / 0.5 + / 2 +
- H2 o12 + M19
R17 0 R17 0 e M20
R18 0 R18 0 e M21
R19 0 R19 0 e M22
m1 R20 R21 R22 + + 0.001 + / R20 * R20 m1 * h2 m1 * ;
m1 R20 R21 R22 + + 0.001 + / R21 * R21 m1 * h2 m1 * ;
m1 R20 R21 R22 + + 0.001 + / R22 * R22 m1 * h2 m1 * ;
t4 o4 - R14 o7 - H2 o13 + ;
t5 o5 - R15 o8 - H2 o14 + ;
t6 o6 - R16 o9 - H2 o15 + ;

m1 o25 o26 o27 + + 0.001 + / o25 * o25 m1 * h2 m1 *
M23
m1 o25 o26 o27 + + 0.001 + / o26 * o26 m1 * h2 m1 *
M24
m1 o25 o26 o27 + + 0.001 + / o27 * o27 m1 * h2 m1 *
M25
1 R23 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R24 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R25 2 - / 0.5 + m20 * ;
o28 0 o28 R4 R12 m1 * * E ;
o29 0 o29 R5 R12 m1 * * E ;
o30 0 o30 R6 R12 m1 * * E ;
t16 t19 - 3 - M26 0 ;
t17 t20 - 3 - M27 0 ;
t18 t21 - 3 - M28 0 ;
m1 t16 20 / 0.5 + / 2 + m1 o16 20 / 0.5 + / 2 + - m1
t22 t19 3 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o22 t19 3 + + 20 / 0.5
+ / 2 + - H2 o25 + M29

```

$m1 \ t17 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o17 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
M35 $t23 \ t20 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o23 \ t20 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5$
 $+ \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o26 \ + \ M30$
 $m1 \ t18 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o19 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
M36 $t24 \ t21 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o24 \ t21 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5$
 $+ \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o27 \ + \ M31$
R29 0 R29 0 e M32
R30 0 R30 0 e M33
R31 0 R31 0 e M34
 $m1 \ R32 \ R33 \ R34 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R32 \ * \ R32 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $m1 \ R32 \ R33 \ R34 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R33 \ * \ R33 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $m1 \ R32 \ R33 \ R34 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R34 \ * \ R34 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $t19 \ o19 \ - \ R26 \ o22 \ - \ H2 \ o28 \ + \ ;$
 $t20 \ o20 \ - \ R27 \ o23 \ - \ H2 \ o29 \ + \ ;$
 $t21 \ o21 \ - \ R28 \ o24 \ - \ H2 \ o30 \ + \ ;$

$m1 \ o40 \ o41 \ o42 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ o40 \ * \ o40 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ *$
M35
 $m1 \ o40 \ o41 \ o42 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ o41 \ * \ o41 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ *$
M36
 $m1 \ o40 \ o41 \ o42 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ o42 \ * \ o42 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ *$
M37
1 R35 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R36 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R37 2 - / 0.5 + m20 * ;
 $o43 \ 0 \ o43 \ R4 \ R13 \ m1 \ * \ * \ E \ ;$
 $o44 \ 0 \ o44 \ R5 \ R13 \ m1 \ * \ * \ E \ ;$
 $o45 \ 0 \ o45 \ R6 \ R13 \ m1 \ * \ * \ E \ ;$
 $t31 \ t34 \ - \ 3 \ - \ M38 \ 0 \ ;$
 $t32 \ t35 \ - \ 3 \ - \ M39 \ 0 \ ;$
 $t33 \ t36 \ - \ 3 \ - \ M40 \ 0 \ ;$

$m1 \ t31 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o31 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
M37 $t37 \ t34 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o37 \ t34 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5$
 $+ \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o40 \ + \ M41$
 $m1 \ t32 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o32 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
M38 $t38 \ t35 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o38 \ t35 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5$
 $+ \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o41 \ + \ M42$
 $m1 \ t33 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o33 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
M39 $t39 \ t36 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o39 \ t36 \ 3 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5$
 $+ \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o42 \ + \ M43$
R41 0 R41 0 e M44
R42 0 R42 0 e M45
R43 0 R43 0 e M46
 $m1 \ R44 \ R45 \ R46 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R44 \ * \ R44 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $m1 \ R44 \ R45 \ R46 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R45 \ * \ R45 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $m1 \ R44 \ R45 \ R46 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R46 \ * \ R46 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $t34 \ o34 \ - \ R38 \ o37 \ - \ H2 \ o43 \ + \ ;$
 $t35 \ o35 \ - \ R39 \ o38 \ - \ H2 \ o44 \ + \ ;$
 $t36 \ o36 \ - \ R40 \ o39 \ - \ H2 \ o45 \ + \ ;$

2 File esperimento SL2 con consumi variabili in input

```

-1 1 100 0
3
12 20 15
-200
3425
200 25
.8 .3
sl2_6
.6 0 .6 0
n

@2 0 10 @2 0 10 @2 0 10 @0 -20 20 @0 -20
20 @0 -20 20 @-1 -10 10 @-1 -10 10 @-1 -10 10 1
5 1 5 1 5
0 10 0 10 0 10 -20 20 -20 20 -20 20 -10 10 -10
10 -10 10 0 1 0 1 0 1 -20 20 -20 20 -20 20

@2 0 10 @2 0 10 @2 0 10 @0 -20 20 @0 -20
20 @0 -20 20 @-1 -10 10 @-1 -10 10 @-1 -10 10 1
5 1 5 1 5
0 10 0 10 0 10 -20 20 -20 20 -20 20 -10 10 -10
10 -10 10 0 1 0 1 0 1 -20 20 -20 20 -20 20

@2 0 10 @2 0 10 @2 0 10 @0 -20 20 @0 -20
20 @0 -20 20 @-1 -10 10 @-1 -10 10 @-1 -10 10 1
5 1 5 1 5
0 10 0 10 0 10 -20 20 -20 20 -20 20 -10 10 -10
10 -10 10 0 1 0 1 0 1 -20 20 -20 20 -20 20

t 1 t 2 t 3 t 4 t 5 t 6 R 14 R 15 R 16 s 2 2
15 0 1 s 2 2 15 1 1 s 2 2 15 2 1
t 16 t 17 t 18 t 19 t 20 t 21 R 26 R 27 R 28 s 2 2
15 3 1 s 2 2 15 4 1 s 2 2 15 5 1
t 31 t 32 t 33 t 34 t 35 t 36 R 38 R 39 R 40 s 2 2
15 6 1 s 2 2 15 7 1 s 2 2 15 8 1

M1 m1 o10 o11 o12 + + 0.001 + / o10 * o10 m1 * h2 m1 *
M2 m1 o10 o11 o12 + + 0.001 + / o11 * o11 m1 * h2 m1 *
M3 m1 o10 o11 o12 + + 0.001 + / o12 * o12 m1 * h2 m1 *

1 R1 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R2 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R3 2 - / 0.5 + m20 * ;
0 o13 h2 0 o28 h2 0 o43 h2 + + M4
0 o14 h2 0 o29 h2 0 o44 h2 + + M5

```

```

0 o15 h2 0 o30 h2 0 o45 h2 + + M6
+ + M7
0 o13 h2 0 o14 h2 0 o15 h2 + + M8
0 o28 h2 0 o29 h2 0 o30 h2 + + M9
0 o43 h2 0 o44 h2 0 o45 h2 + + M10
R8 R7 0.001 + / M11
R9 R7 0.001 + / M12
R10 R7 0.001 + / M13
o13 0 o13 R4 R11 m1 * * E ;
o14 0 o14 R5 R11 m1 * * E ;
o15 0 o15 R6 R11 m1 * * E ;
t1 t4 - i10 - M14 0 ;
t2 t5 - i11 - M15 0 ;
t3 t6 - i12 - M16 0 ;
m1 t1 20 / 0.5 + / 2 + m1 o1 20 / 0.5 + / 2 + - m1 t7
t4 i10 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o7 t4 i10 + + 20 / 0.5 + /
2 + - H2 o10 + M17
m1 t2 20 / 0.5 + / 2 + m1 o2 20 / 0.5 + / 2 + - m1 t8
t5 i11 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o8 t5 i11 + + 20 / 0.5 + /
2 + - H2 o11 + M18
m1 t3 20 / 0.5 + / 2 + m1 o3 20 / 0.5 + / 2 + - m1 t9
t6 i12 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o9 t6 i12 + + 20 / 0.5 + /
2 + - H2 o12 + M19
R17 0 R17 0 e M20
R18 0 R18 0 e M21
R19 0 R19 0 e M22
m1 R20 R21 R22 + + 0.001 + / R20 * R20 m1 * h2 m1 * ;
m1 R20 R21 R22 + + 0.001 + / R21 * R21 m1 * h2 m1 * ;
m1 R20 R21 R22 + + 0.001 + / R22 * R22 m1 * h2 m1 * ;
t4 o4 - R14 o7 - H2 o13 + ;
t5 o5 - R15 o8 - H2 o14 + ;
t6 o6 - R16 o9 - H2 o15 + ;

m1 o25 o26 o27 + + 0.001 + / o25 * o25 m1 * h2 m1 *
M23
m1 o25 o26 o27 + + 0.001 + / o26 * o26 m1 * h2 m1 *
M24
m1 o25 o26 o27 + + 0.001 + / o27 * o27 m1 * h2 m1 *
M25
1 R23 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R24 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R25 2 - / 0.5 + m20 * ;
o28 0 o28 R4 R12 m1 * * E ;
o29 0 o29 R5 R12 m1 * * E ;
o30 0 o30 R6 R12 m1 * * E ;
t16 t19 - i22 - M26 0 ;
t17 t20 - i23 - M27 0 ;
t18 t21 - i24 - M28 0 ;
m1 t16 20 / 0.5 + / 2 + m1 o16 20 / 0.5 + / 2 + - m1
t22 t19 i22 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o22 t19 i22 + + 20 /
0.5 + / 2 + - H2 o25 + M29

```

$m1 \ t17 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o17 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
t23 $t20 \ i23 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o23 \ t20 \ i23 \ + \ + \ 20 \ /$
 $0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o26 \ + \ M30$
 $m1 \ t18 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o19 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
t24 $t21 \ i24 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o24 \ t21 \ i24 \ + \ + \ 20 \ /$
 $0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o27 \ + \ M31$
R29 0 R29 0 e M32
R30 0 R30 0 e M33
R31 0 R31 0 e M34
 $m1 \ R32 \ R33 \ R34 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R32 \ * \ R32 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $m1 \ R32 \ R33 \ R34 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R33 \ * \ R33 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $m1 \ R32 \ R33 \ R34 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R34 \ * \ R34 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
t19 $o19 \ - \ R26 \ o22 \ - \ H2 \ o28 \ + \ ;$
t20 $o20 \ - \ R27 \ o23 \ - \ H2 \ o29 \ + \ ;$
t21 $o21 \ - \ R28 \ o24 \ - \ H2 \ o30 \ + \ ;$

M35 $m1 \ o40 \ o41 \ o42 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ o40 \ * \ o40 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ *$
M36 $m1 \ o40 \ o41 \ o42 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ o41 \ * \ o41 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ *$
M37 $m1 \ o40 \ o41 \ o42 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ o42 \ * \ o42 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ *$

1 R35 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R36 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R37 2 - / 0.5 + m20 * ;
o43 0 o43 R4 R13 m1 * * E ;
o44 0 o44 R5 R13 m1 * * E ;
o45 0 o45 R6 R13 m1 * * E ;
t31 t34 - i34 - M38 0 ;
t32 t35 - i35 - M39 0 ;
t33 t36 - i36 - M40 0 ;
 $m1 \ t31 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o31 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
t37 $t34 \ i34 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o37 \ t34 \ i34 \ + \ + \ 20 \ /$
 $0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o40 \ + \ M41$
 $m1 \ t32 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o32 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
t38 $t35 \ i35 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o38 \ t35 \ i35 \ + \ + \ 20 \ /$
 $0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o41 \ + \ M42$
 $m1 \ t33 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o33 \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ m1$
t39 $t36 \ i36 \ + \ + \ 20 \ / \ 0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ m1 \ o39 \ t36 \ i36 \ + \ + \ 20 \ /$
 $0.5 \ + \ / \ 2 \ + \ - \ H2 \ o42 \ + \ M43$
R41 0 R41 0 e M44
R42 0 R42 0 e M45
R43 0 R43 0 e M46
 $m1 \ R44 \ R45 \ R46 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R44 \ * \ R44 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $m1 \ R44 \ R45 \ R46 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R45 \ * \ R45 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
 $m1 \ R44 \ R45 \ R46 \ + \ + \ 0.001 \ + \ / \ R46 \ * \ R46 \ m1 \ * \ h2 \ m1 \ * \ ;$
t34 $o34 \ - \ R38 \ o37 \ - \ H2 \ o43 \ + \ ;$
t35 $o35 \ - \ R39 \ o38 \ - \ H2 \ o44 \ + \ ;$
t36 $o36 \ - \ R40 \ o39 \ - \ H2 \ o45 \ + \ ;$

3 File esperimento SL2 con prezzi esogeni variabili

```

-2 1 100 0
3 1
12 20 15
3 0 0
-200
3425
200 25
.8 .3
sl2_124
.6 0 .6 0
n

@2 0 10 @2 0 10 @2 0 10 @0 -20 20 @0 -20
20 @0 -20 20 @-1 -10 10 @-1 -10 10 @-1 -10 10 1
5 1 5 1 5
0 10 0 10 0 10 -20 20 -20 20 -20 20 -10 10 -10
10 -10 10 0 1 0 1 0 1 -20 20 -20 20 -20 20

@2 0 10 @2 0 10 @2 0 10 @0 -20 20 @0 -20
20 @0 -20 20 @-1 -10 10 @-1 -10 10 @-1 -10 10 1
5 1 5 1 5
0 10 0 10 0 10 -20 20 -20 20 -20 20 -10 10 -10
10 -10 10 0 1 0 1 0 1 -20 20 -20 20 -20 20

@2 0 10 @2 0 10 @2 0 10 @0 -20 20 @0 -20
20 @0 -20 20 @-1 -10 10 @-1 -10 10 @-1 -10 10 1
5 1 5 1 5
0 10 0 10 0 10 -20 20 -20 20 -20 20 -10 10 -10
10 -10 10 0 1 0 1 0 1 -20 20 -20 20 -20 20

0.5 2 0.5 2 0.5 2

t 1 t 2 t 3 t 4 t 5 t 6 R 14 R 15 R 16 s 2 2
15 0 1 s 2 2 15 1 1 s 2 2 15 2 1
t 16 t 17 t 18 t 19 t 20 t 21 R 26 R 27 R 28 s 2 2
15 3 1 s 2 2 15 4 1 s 2 2 15 5 1
t 31 t 32 t 33 t 34 t 35 t 36 R 38 R 39 R 40 s 2 2
15 6 1 s 2 2 15 7 1 s 2 2 15 8 1
s 0.5 1 30 0 0.2 s 1 1 30 5 0.2 s 1.5 1 30 10 0.2

m1 o10 o11 o12 + + 0.001 + / o10 * o10 m1 * h2 m1 *
M1
m1 o10 o11 o12 + + 0.001 + / o11 * o11 m1 * h2 m1 *
M2
m1 o10 o11 o12 + + 0.001 + / o12 * o12 m1 * h2 m1 *
M3

```

```

1 R1 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R2 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R3 2 - / 0.5 + m20 * ;
0 o13 h2 0 o28 h2 0 o43 h2 + + M4
0 o14 h2 0 o29 h2 0 o44 h2 + + M5
0 o15 h2 0 o30 h2 0 o45 h2 + + M6
+ + M7
0 o13 h2 i37 * 0 o14 h2 i38 * 0 o15 h2 i39 * + + M8
0 o28 h2 i37 * 0 o29 h2 i38 * 0 o30 h2 i39 * + + M9
0 o43 h2 i37 * 0 o44 h2 i38 * 0 o45 h2 i39 * + + M10
R8 R7 0.001 + / M11
R9 R7 0.001 + / M12
R10 R7 0.001 + / M13
o13 0 o13 R4 R11 m1 * * i37 / E ;
o14 0 o14 R5 R11 m1 * * i38 / E ;
o15 0 o15 R6 R11 m1 * * i39 / E ;
t1 t4 - i10 - M14 0 ;
t2 t5 - i11 - M15 0 ;
t3 t6 - i12 - M16 0 ;
m1 t1 20 / 0.5 + / 2 + m1 o1 20 / 0.5 + / 2 + - m1 t7
t4 i10 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o7 t4 i10 + + 20 / 0.5 + /
2 + - H2 o10 + M17
m1 t2 20 / 0.5 + / 2 + m1 o2 20 / 0.5 + / 2 + - m1 t8
t5 i11 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o8 t5 i11 + + 20 / 0.5 + /
2 + - H2 o11 + M18
m1 t3 20 / 0.5 + / 2 + m1 o3 20 / 0.5 + / 2 + - m1 t9
t6 i12 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o9 t6 i12 + + 20 / 0.5 + /
2 + - H2 o12 + M19
R17 0 R17 0 e M20
R18 0 R18 0 e M21
R19 0 R19 0 e M22
m1 R20 R21 R22 + + 0.001 + / R20 * R20 m1 * h2 m1 * ;
m1 R20 R21 R22 + + 0.001 + / R21 * R21 m1 * h2 m1 * ;
m1 R20 R21 R22 + + 0.001 + / R22 * R22 m1 * h2 m1 * ;
t4 o4 - R14 o7 - H2 o13 + ;
t5 o5 - R15 o8 - H2 o14 + ;
t6 o6 - R16 o9 - H2 o15 + ;

m1 o25 o26 o27 + + 0.001 + / o25 * o25 m1 * h2 m1 *
M23
m1 o25 o26 o27 + + 0.001 + / o26 * o26 m1 * h2 m1 *
M24
m1 o25 o26 o27 + + 0.001 + / o27 * o27 m1 * h2 m1 *
M25
1 R23 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R24 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R25 2 - / 0.5 + m20 * ;
o28 0 o28 R4 R12 m1 * * i37 / E ;
o29 0 o29 R5 R12 m1 * * i38 / E ;
o30 0 o30 R6 R12 m1 * * i39 / E ;
t16 t19 - i22 - M26 0 ;

```

```

t17 t20 - i23 - M27 0 ;
t18 t21 - i24 - M28 0 ;
m1 t16 20 / 0.5 + / 2 + m1 o16 20 / 0.5 + / 2 + - m1
t22 t19 i22 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o22 t19 i22 + + 20 /
0.5 + / 2 + - H2 o25 + M29
m1 t17 20 / 0.5 + / 2 + m1 o17 20 / 0.5 + / 2 + - m1
t23 t20 i23 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o23 t20 i23 + + 20 /
0.5 + / 2 + - H2 o26 + M30
m1 t18 20 / 0.5 + / 2 + m1 o19 20 / 0.5 + / 2 + - m1
t24 t21 i24 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o24 t21 i24 + + 20 /
0.5 + / 2 + - H2 o27 + M31
R29 0 R29 0 e M32
R30 0 R30 0 e M33
R31 0 R31 0 e M34
m1 R32 R33 R34 + + 0.001 + / R32 * R32 m1 * h2 m1 * ;
m1 R32 R33 R34 + + 0.001 + / R33 * R33 m1 * h2 m1 * ;
m1 R32 R33 R34 + + 0.001 + / R34 * R34 m1 * h2 m1 * ;
t19 o19 - R26 o22 - H2 o28 + ;
t20 o20 - R27 o23 - H2 o29 + ;
t21 o21 - R28 o24 - H2 o30 + ;

m1 o40 o41 o42 + + 0.001 + / o40 * o40 m1 * h2 m1 *
M35
m1 o40 o41 o42 + + 0.001 + / o41 * o41 m1 * h2 m1 *
M36
m1 o40 o41 o42 + + 0.001 + / o42 * o42 m1 * h2 m1 *
M37
1 R35 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R36 2 - / 0.5 + m20 * ;
1 R37 2 - / 0.5 + m20 * ;
o43 0 o43 R4 R13 m1 * * i37 / E ;
o44 0 o44 R5 R13 m1 * * i38 / E ;
o45 0 o45 R6 R13 m1 * * i39 / E ;
t31 t34 - i34 - M38 0 ;
t32 t35 - i35 - M39 0 ;
t33 t36 - i36 - M40 0 ;
m1 t31 20 / 0.5 + / 2 + m1 o31 20 / 0.5 + / 2 + - m1
t37 t34 i34 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o37 t34 i34 + + 20 /
0.5 + / 2 + - H2 o40 + M41
m1 t32 20 / 0.5 + / 2 + m1 o32 20 / 0.5 + / 2 + - m1
t38 t35 i35 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o38 t35 i35 + + 20 /
0.5 + / 2 + - H2 o41 + M42
m1 t33 20 / 0.5 + / 2 + m1 o33 20 / 0.5 + / 2 + - m1
t39 t36 i36 + + 20 / 0.5 + / 2 + m1 o39 t36 i36 + + 20 /
0.5 + / 2 + - H2 o42 + M43
R41 0 R41 0 e M44
R42 0 R42 0 e M45
R43 0 R43 0 e M46
m1 R44 R45 R46 + + 0.001 + / R44 * R44 m1 * h2 m1 * ;
m1 R44 R45 R46 + + 0.001 + / R45 * R45 m1 * h2 m1 * ;
m1 R44 R45 R46 + + 0.001 + / R46 * R46 m1 * h2 m1 * ;

```

t34 o34 - R38 o37 - H2 o43 + ;
t35 o35 - R39 o38 - H2 o44 + ;
t36 o36 - R40 o39 - H2 o45 + ;

Tavola riassuntiva degli esperimenti

SL1	base: due agenti con diverse possibilità produttive, due beni	68
SL1	con applicazione apprendimento ripetuto	73
SL1	estrazione regole endogene	74
SL2	base: tre agenti identici, tre beni	82
SL2	versione con consumo variabile	92
SL2	agenti in differenti condizioni iniziali	92
SL2	introduzione limite minimo sul tempo totale	93
SL2	versione con prezzi esogeni variabili	93
SL2	versione con funzione di produzione a rendimenti costanti	109
SL2	versione senza target esterni	110
SL2	versione senza target esterni e con rendimenti costanti	110
SL3	cinque agenti identici, tre beni	111