

CAPITOLUL 2

METODE DE STUDIU ALE CIBERNETICII ECONOMICE. MODELAREA ȘI SIMULAREA SISTEMELOR ECONOMICE

Principala metodă utilizată în cibernetica economică pentru studiul sistemelor adaptive complexe și a proceselor la care participă acestea o constituie modelarea acestora. Modelarea sistemelor a fost încă de la apariția ciberneticii promovată ca metoda de bază care permitea abordarea comportamentului dinamic deosebit de complex al acestora. Pe măsură ce cibernetica a evoluat, s-au perfecționat continuu și metodele de modelare și simulare ale acestora care au beneficiat din plin și de perfecționarea și creșterea puterii de calcul a calculatoarelor electronice.

Metoda modelării utilizează, în principal, modelul matematic pentru a surprinde relațiile cantitative și calitative care există între elementele componente ale unui sistem adaptiv complex, pentru analiza și evaluarea proceselor evolutive, de adaptare și auto-organizatoare ce au loc la nivelul întregului sistem sau numai al unor componente ale acestuia (subsisteme) sau între întregul sistem și mediul său înconjurător. Modelul matematic realizează conform anumitor scheme și reguli, astfel încât să se asigure anumite proprietăți pe care trebuie să le aibă modelul obținut.

Cibernetica utilizează în prezent trei metode principale de modelare: modelarea bazată pe ecuații, modelarea bazată pe agenți și modelarea inspirată de natură. Modelarea bazată pe ecuații este metoda care utilizează o anumită teorie matematică pentru a construi, valida și rezolva modele asociate sistemelor adaptive complexe. Cele mai multe metode de acest tip sunt cele care au la bază teoria ecuațiilor diferențiale sau cu diferențe finite (în primul caz sistemele sunt considerate continue în timp, iar în al doilea caz ele sunt considerate în timp discret). Există astăzi o multitudine de modele de acest tip precum și metode de rezolvare a acestora deosebit de perfecționate, toate acestea încercând să surprindă cât mai multe dintre proprietățile dinamice ale sistemelor modelate.

Modelarea bazată pe agenți este o metodă mai recentă, dezvoltată în ultimii douăzeci de ani, care pornește de la proprietățile sistemelor adaptive complexe, în special de la cele datorate alcătuirii acestora din agenți individuali, fiecare dintre aceștia acționând autonom și rațional, într-un context definit de alți agenți sau de alte sisteme aflate în mediul înconjurător. Modelele bazate pe agenți sunt din ce în ce mai evolute, reușind să surprindă mult mai multe dintre proprietățile importante pe care la au sistemele adaptive complexe.

Modelarea inspirată de natură reprezintă cea mai recentă tendință de modelare dezvoltată în cibernetică și ea pornește de la anumite proprietăți și comportamente observate în sistemele din natură, *mai ales la*

Metoda modelării este completată frecvent de simularea sistemelor adaptive complexe care utilizează metode specifice pentru a produce anumite schimbări în sistem sau în mediul său înconjurător în vederea studierii modificărilor ce se produc ca urmare a acestora în structura sau comportamentul întregului sistem adaptiv complex. În cadrul ciberneticii este frecvent utilizată ca metodă de simulare Dinamica Sistemelor, introdusă de Jay Forrester pornind de la percepțiile de bază ale ciberneticii de ordinul întâi.

2.1 Modelarea – metoda de bază a ciberneticii

Modelarea, sau abilitatea de a descrie o situație sau o stare cu care se confruntă un observator uman, reprezintă o activitate intelectuală conștientă sau inconștientă care precede cvasitotalitatea deciziilor luate, formularea unei opinii sau comunicarea acesteia. Nu ne temem să afirmăm că modelarea, prezentă în toate acțiunile și raționamentele umane, reprezintă una dintre cele mai sofisticate forme de activitate intelectuală umană, comparabilă doar cu activitatea de creație artistică, fără de care însăși viața și comportamentul uman nu ar fi posibile.

Modelarea, la o primă aproximare, are drept rezultat elaborarea unui model cu ajutorul căruia se descrie, se înțelege sau se percepe o situație din lumea înconjurătoare care nu este altfel accesibilă observatorului uman. **Wilson**

(1990) spune că: „Un model este o interpretare explicită a unei situații sau chiar a unei idei despre această situație. El poate fi exprimat matematic, simbolic sau în cuvinte. Dar este în esență o descriere a entităților (elemente, subsisteme), proceselor sau atributelor și a relațiilor dintre ele. El poate fi prescriptiv sau ilustrativ, dar înainte de toate trebuie să fie util”.

Atât procesul de modelare cât și modelul pot fi reprezentate în mod abstract utilizând conceptele teoriei sistemelor. Astfel, fie S un sistem definit ca o mulțime de subsisteme (elemente, agenți) $S_i, i \in N$ și de relații $R = \{r_{ij}, i, j \in N\}$. În mulțimea S sunt incluse, de regulă, atât sistemul modelat cât și mediul său înconjurător (sisteme deschise) În caz contrar vorbim despre sisteme închise. Sistemele reale, indiferent de natura lor, sunt percepute și descrise de către oameni, pe care îi vom denumi observatori, H aceștia având un anumit nivel de cunoaștere relativ la sistemele respective. Mulțimea acestor descrieri cunoscută de către observatori se numește universul reprezentărilor posibile și o vom nota cu U . Pentru a putea comunica aceste reprezentări observatorii cunosc și utilizează anumite instrumente (matematice, grafice, figurative, limbaje etc.) ce vor reprezenta tehnicile de modelare, T . În afara observatorilor, în procesul de modelare pot interveni și destinatarii (beneficiarii) modelelor, D care pot fi decidenți, diferiți utilizatori sau chiar oameni obișnuiți.

Atunci, modelul M al unui sistem S poate fi definit ca fiind cvintuplul:

$$M = \{S, H, U, T, D\}.$$

Procesul de modelare are drept scop și rezultat final obținerea unui **model** M al unui sistem dat, S . Acest lucru nu înseamnă însă cunoașterea tuturor elementelor încorporate în definiția modelului M , lucru de altfel imposibil datorită atât volumului foarte mare de informație cuprinsă în unele dintre aceste mulțimi, dar mai ales datorită evoluției permanente a cunoașterii care este încorporată mulțimilor respective. De aceea, procesul de modelare presupune

extragerea informației relevante din mulțimile respective și obținerea unei reprezentări a sistemului sub forma unui model care satisface într-un anumit grad cerințele exprimate de destinatarul (beneficiarul) modelelor. Extragerea informației se face printr-o tehnică de modelare aleasă din mulțimea de tehnici cunoscute, T . Modelul astfel obținut trebuie să satisfacă nu numai exigențele observatorului H , dar și pe ale destinatarului (beneficiarului) său D , care are anumite informații inițiale de spre S , notate I_S . Evident că I_M diferă de I_S , procesul de modelare putând fi interpretat și ca încercarea de a minimiza diferența dintre informațiile deținute de observator și informațiile deținute de destinatar.

Procesul de modelare poate fi atunci reprezentat ca în figura 2.1.

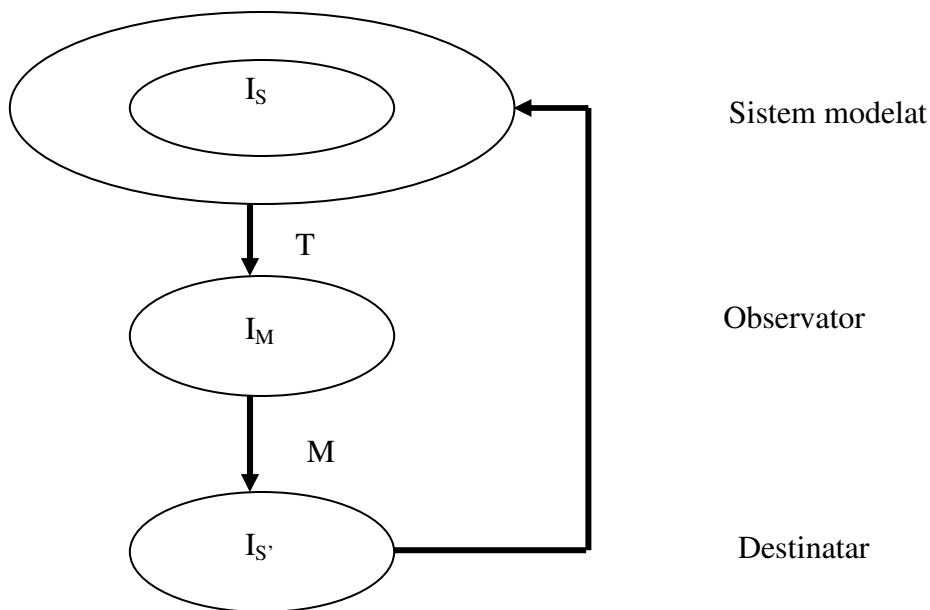


Figura 2.1

Altfel spus, modelul prezintă o relație între observator și destinatar prin care primul comunică celui alt reprezentarea sa despre un sistem real. Destinatarul poate folosi reprezentarea astfel obținută pentru a exercita o anumită influență asupra sistemului real. Desigur că o astfel de definire a

modelului este foarte generală. Pentru operaționalizarea acesteia, putem introduce următoarea definiție:

M este un model al lui **S** dacă și numai dacă:

- i) **M** și **S** sunt amândouă sisteme;
- ii) Pentru orice element (subsistem) $S_i \in S$, exista cel mult un element (submodel) $M_i \in M$;
- iii) Pentru orice relație $r_{ij} \in R$ dintre elemntele lui **S** există cel mult o relație corespunzătoare $m_{ij} \in M$ între elementele (subsistemele) componente; și
- iv) Pentru orice mulțime de elemente (submodele) legate printr-o relație m_{ij} în **M** este adevărat că există o mulțime corespunzătoare de elemente (subsisteme) din **S**, legată printr-o relație corespunzătoare r_{ij} .

Condiția i) asigură ca atât sistemul cât și modelul acestuia au elemente, conexiuni între acestea , precum și scopuri. Condiția ii) arată că **M** are cel mult același număr de elemente ca și **S**. Condiția iii) asigură că modelul **M** este mai simplu decât sistemul **S** în ceea ce privește relațiile dintre elemente. În sfârșit, condiția iv) asigură ca modelul **M** să fie util, în sensul că orice se spune despre model este adevărat și pentru sistemul modelat. În figura 2.2 se reprezintă schematic această definiție operațională.

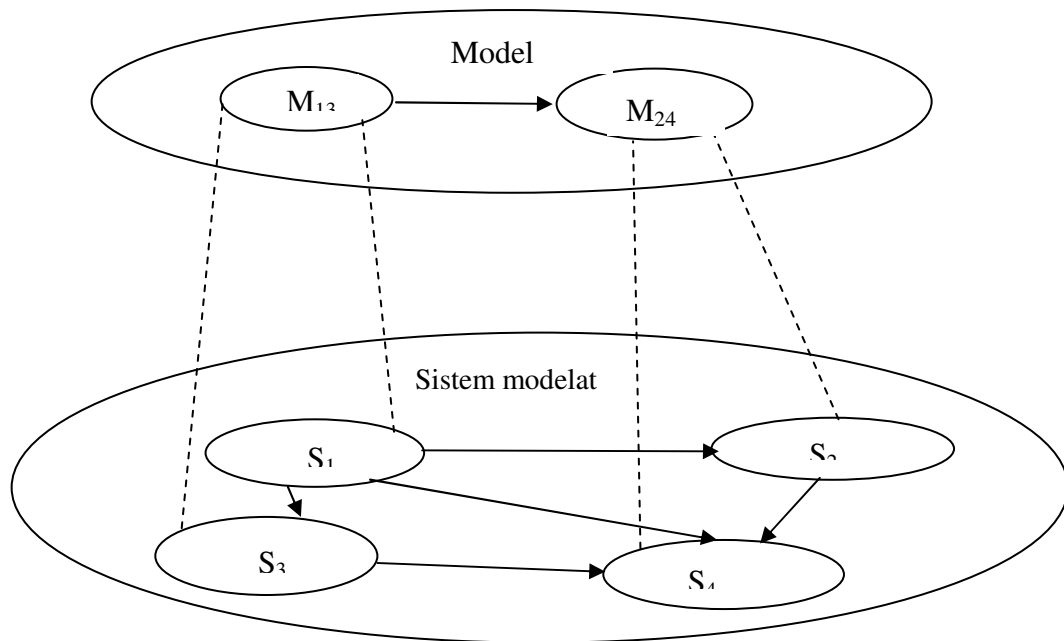


Figura 2.2

În cibernetică, informația reprezintă nucleul oricărui model operațional, modelul încercând să aducă un plus de informație utilizatorului în ceea ce privește cunoașterea sistemului modelat.

Pentru a putea fi utilizat de destinatar, modelul trebuie să îndeplinească o serie de proprietăți generale, dintre care cele mai importante sunt următoarele:

- a) **Non-simetria:** dacă A modelează B atunci B poate să nu modeleze A;
- b) **Reflexivitatea :** orice sistem este un model al lui însuși;
- c) **Tranzitivitatea:** dacă A este un model al lui B și B este un model al lui C atunci A este un model al lui C;
- d) **Non-transferabilitatea:** două modele ale aceluiași sistem nu sunt în mod necesar echivalente. Altfel spus, putem reprezenta un sistem în mai multe moduri, asociindu-le modele care nu au relații între ele;
- e) **Reducerea complexității:** dacă A modelează B atunci A este cel mult la fel de complicat ca B. Se spune, în acest caz, că A este mai simplu decât B;
- f) **Non-partiționarea:** un model al unui subsistem nu este în mod necesar model al întregului sistem;
- g) **Irelevanța:** un model al întregului sistem este irelevant pentru un subsistem al sistemului respectiv.

Proprietățile de mai sus ale modelelor cibernetice determină, în principal, limitele utilizării modelelor în diferite situații întâlnite în realitate. Totuși nu putem verifica îndeplinirea acestor proprietăți pentru fiecare model elaborat și/sau utilizat. Ele sunt însă încorporate unor criterii cu ajutorul cărora putem să apreciem valoarea modelelor utilizate în raport cu scopurile urmărite. S-au propus mai multe astfel de **criterii**, dintre care cele mai importante sunt următoarele: consistența, completitudinea și validitatea modelului.

Consistența modelului se referă la imposibilitatea celui care utilizează modelul de a face confuzii. Un model nu trebuie să conțină ambiguități intenționate. Astfel, simbolurile utilizate (matematice, grafice etc.) trebuie să fie

unic definite. Criteriul consistenței este evaluat printr-un șir de întrebări cum ar fi: este fiecare element (parametru, variabilă) din model bine definit? Dacă nu, pot fi eliminate aceste elemente fără a afecta modelul? Este construit modelul pe baza unor reguli precise și unic determinate?

Completitudinea modelului se referă la faptul că nici un aspect important al modelului nu trebuie evitat sau neglijat. Deoarece modelele simplifică realitatea, completitudinea este relativă chiar și în cazul unor modele „complete” care pot fi dificil de înțeles și utilizat. De aceea, în unele situații, modele incomplete pot fi mai utile decât cele complete. Completitudinea poate fi evaluată utilizând întrebări cum ar fi: este fiecare element relevant din sistem reprezentat printr-un element din model? Dacă nu, sunt elementele absente într-adevăr relevante? Care este relevanța modelului fără aceste elemente? Etc.

Validitatea modelului reprezintă criteriul cel mai important de apreciere a valorii unui model. Un model care nu este valid poate genera implicații și concluzii incorecte privind sistemul modelat. Inferențele logice privind performanțele sistemului, bazate pe modele invalide, vor fi ele însele neadevărate. Validitatea modelelor se poate determina prin întrebări de forma: rezultatele obținute prin utilizarea modelului corespund rezultatelor observate în sistemul real? Dacă nu, abaterile observate sunt de natură să conducă la invalidarea modelului? Dacă da, ce schimbări sunt necesare în model pentru a elimina aceste diferențe?

Pentru a asigura îndeplinirea acestor criterii privind valoarea modelelor, **procesul de modelare cibernetică** se desfășoară în mai multe etape, așa cum se reprezintă în figura 2.3.

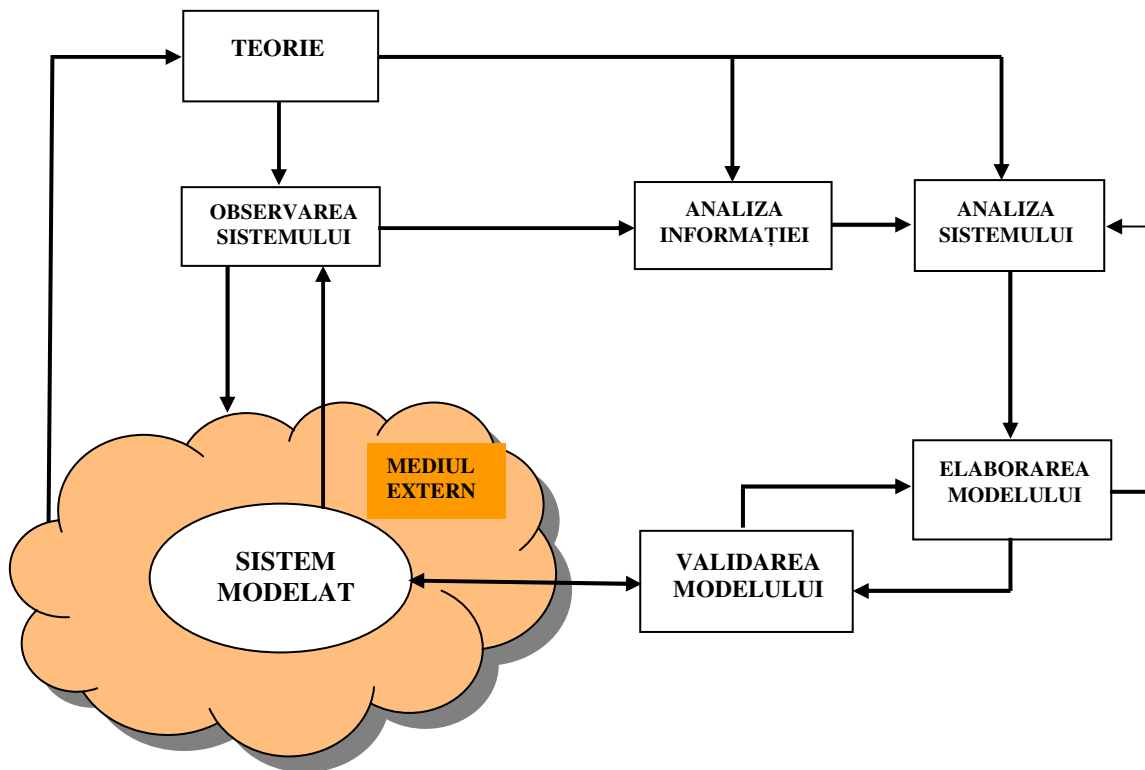


Figura 2.3

Principalele etape ale procesului de modelare sunt deci următoarele:

(1) **Observarea sistemului** este, de regulă, etapa inițială a procesului de modelare. În cadrul acestei etape, pornind de la o teorie sau metodologie elaborată anterior, se culeg date și informații despre sistemul care urmează a fi modelat și/sau mediul său înconjurător.

(2) **Analiza și interpretarea informației** urmează imediat după etape de observare. Informațiile culese pot fi, de multe ori, foarte diverse sau într-un volum extrem de mare. Aceste informații sunt clasificate, ordonate, separate de informațiile irelevante sau redundante, rămânând în final doar informația relevantă, care va fi utilizată efectiv în elaborarea modelului. De regulă, această etapă utilizează diferite metode statistice, econometrice sau de data mining care cresc eficiența și precizia informațiilor astfel obținute.

(3) Analiza sistemului are drept obiectiv principal obținerea de informații relevante despre sistem prin studiul proprietăților acestuia care pot fi evidențiate fără utilizarea unui anumit model. Analiza de sistem se face pe baza unor percepțe teoretice și practice riguroase și a unor metodologii de analiză de sistem. Se stabilesc în cadrul acestei etape principalele subsisteme ale sistemului analizat, variabilele și parametrii care definesc sistemul respectiv, interdependențele dintre acestea, factorii care determină schimbări de comportament în sistem și modul în care mediul înconjurător influențează sistemul modelat. Metodele de analiză de sistem utilizate în cibernetică sunt foarte diverse și multe dintre ele se efectuează cu ajutorul calculatoarelor și a unor softuri-uri foarte dezvoltate.

(4) Elaborarea propriu-zisă a modelului reprezintă etapa centrală a întregului proces de modelare. Ea are drept principal obiectiv obținerea unui model al sistemului într-o formă anterior stabilită (matematică, grafică, etc.). În cadrul acestei etape sunt stabilite principalele relații dintre variabilele și parametrii sistemului, sunt structurate principalele blocuri ale modelului și conexiunile dintre acestea. În cadrul modelului elaborat se specifică datele și informațiile necesare pentru ca el să poată fi rezolvat utilizând o anumită metodă de rezolvare.

(5) Validarea modelului reprezintă etapa finală a procesului de modelare în cadrul căreia modelul obținut este testat iar soluția acestuia este comparată cu proprietățile sistemului modelat. Validarea modelului poate conduce la anumite modificări ale acestuia, astfel încât să răspundă mai bine obiectivelor urmărite. Uneori validarea poate conduce la concluzia că întregul proces de modelare trebuie reluat, astfel încât să se îmbunătățească în mod semnificativ performanțele modelului elaborat. Există, de asemenea, diferite metode de validare care depind de tipul de model elaborat, de dimensiunile acestuia sau de precizia datelor și informațiilor dorite.

De regulă, modelare sistemelor cibernetice se clasifică în raport cu mai multe criterii, cum ar fi tehnica de modelare utilizată sau domeniul de aplicare al modelului realizat.

În ceea ce privește tehnica de modelare utilizată, se pot distinge patru categorii principale de tehnici de modelare cibernetică:

- 1) Modelarea bazată pe ecuații;
- 2) Modelarea bazată pe agenți;
- 3) Modelarea inspirată de natură; și
- 4) Simularea sistemelor cibernetice.

Fiecare dintre aceste procese de modelare utilizează o tehnică specifică pentru a surprinde caracteristicile esențiale ale sistemelor modelate, produsul lor fiind un model cibernetic ce este apoi utilizat în procesele informaționale și/sau decizionale din sistemele respective. Modelele obținute sunt denumite, uneori, în funcție de tehnica de modelare utilizată cu precădere în obținerea lor, modele bazate pe ecuații (modele matematice), modele bazate pe agenți, modele inspirate de natură sau modele de simulare. În continuarea acestui capitol vom prezenta doar modelele bazate pe ecuații și modelele bazate pe agenți și vom introduce unele elemente de simulare a sistemelor cibernetice, modele inspirate de natură fiind abordate mai târziu.

2.2 Modelarea bazată pe ecuații în economie

Încă de la apariția ei ca știință, cibernetica a promovat ca metodă de bază în studierea diferitelor tipuri de sisteme abordate metoda modelării matematice. Modelarea matematică este utilizată nu numai în cibernetică dar și în multe alte discipline științifice cum ar fi fizica, astronomia, mecanica, biologia, genetica etc. În esență, modelarea matematică înseamnă asocierea unui sistem sau unei proprietăți esențiale a acestuia cu un model matematic, adică un obiect formal scris într-un anumit limbaj propriu unei anumite teorii matematice. De exemplu,

în mecanică sunt utilizate cu precădere modelele dinamice continue datorită faptului că ele reușesc să surprindă proprietatea esențială a sistemelor mecanice de a se deplasa în timp. Sistemele fizice sunt descrise de o largă varietate de modele matematice, discrete sau continue, deterministe sau probabiliste, clasice sau cuantice, după cum vrem să evidențiem unele sau altele dintre proprietățile acestor sisteme. Sistemele planetare pot fi modelate utilizând modele diferențiale sau cu derivate parțiale, ale căror soluții descriu evoluția corpurilor cerești într-o anumită perioadă de timp aleasă arbitrar. Importantă pentru aceste modele nu este numai traiectoria de rotație și cea de revoluție descrise de corpurile respective dar și stabilitatea acestora (de exemplu problema celor trei corpuri rezolvată de H. Poincaré).

2.2.1 Modele dinamice continue

Să definim, mai întâi, modelul dinamic diferențial al unui sistem cibernetic, după care să dăm o modalitate de reprezentare a schemei de reprezentare a unui astfel de sistem.

Definiția 2.1 Modelul **dinamic liniar** al unui sistem cibernetic este sistemul $S = \{T, X, U, \Omega, Y, \Gamma, \varphi, \eta\}$ ale cărui elemente îndeplinesc condițiile:

- [1] $T \subseteq Z$ (**model dinamic discret**) sau $T \subseteq R$ (**model dinamic continuu**);
- [2] Mulțimile X, U, Ω, Y, Γ sunt spații liniare;
- [3] **Funcția de transfer a stării** $\varphi: T \times T \times X \times \Omega \rightarrow X$ dată de: $x(t) = \varphi[t; t_0, x(t_0), \omega]$ este liniară pe mulțimea $X \times \Omega$ (deci $\varphi[t; t_0, x(t_0), \omega] = \varphi[t; t_0, x, 0] + \varphi[t; t_0, 0, \omega]$).
- [4] **Funcția de ieșire** $\eta: T \times X \rightarrow Y$ dată de relația $y(t) = \eta[t; x(t)]$ este liniară pe mulțimea X , deci: $y(t) = c(t)x(t)$.

Pentru a concretiza această definiție, vom considera că pe spațiul liniar X este definită o bază și că $\dim(X) = m$. De asemenea, spațiul funcțiilor de intrare admisibile Ω are dimensiunea $p \leq m$.

Starea sistemului cibernetic la un moment dat de timp se va defini ca un vector $x \in X$. Atunci diferențiala acestui vector, dx/dt va fi tot un vector care poate fi **descompus** după coordonatele bazei în m componente: $dx_1/dt, dx_2/dt, \dots, dx_m/dt$.

Coform condiției [3] din definiția de mai sus, ecuația: $dx/dt = f[t; x, u(t)]$ este liniară pe mulțimea $X \times \Omega$, deci ea poate fi scrisă ca o combinație liniară de vectorii x și u . În consecință, vectorul introdus dx/dt poate fi scris:

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = a_{11}x_1 + \dots + a_{1m}x_m + b_{11}u_1 + \dots + b_{1p}u_p \\ \frac{dx_2}{dt} = a_{21}x_1 + \dots + a_{2m}x_m + b_{21}u_1 + \dots + b_{2p}u_p \\ \dots \\ \frac{dx_m}{dt} = a_{m1}x_1 + \dots + a_{mm}x_m + b_{m1}u_1 + \dots + b_{mp}u_p \end{cases}$$

unde a și b sunt coordonatele vectorilor x și p .

Vom introduce matricele:

$$x = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \dots \\ x_m(t) \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \\ \dots \\ u_p(t) \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mm} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1p} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ b_{m1} & b_{m2} & \dots & b_{mp} \end{bmatrix}$$

Se observă că vectorul de stare $x(t)$ are dimensiunea $m \times 1$, vectorul de comandă $u(t)$ dimensiunea $p \times 1$, matricea de stare $A(t)$ dimensiunea $m \times m$, iar matricea de comandă $B(t)$ dimensiunea $m \times p$.

Putem atunci scrie:

$$\frac{dx(t)}{dt} = x(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t)$$

Considerând acum spațiul liniar al mărimilor de ieșire Z având dimensiunea n , și pornind de la proprietatea [4] din definiția 2.1, relația $y(t) = c(t)x(t)$ poate fi reprezentată sub forma unei combinații liniare de vectori x și coordonatele vectorilor y :

$$\begin{cases} y_1(t) = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + \dots + c_{1m}x_m \\ y_2(t) = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + \dots + c_{2m}x_m \\ \dots \\ y_n(t) = c_{n1}x_1 + c_{n2}x_2 + \dots + c_{nm}x_m \end{cases}$$

Scriind matricial:

$$y(t) = \begin{bmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \\ \dots \\ y_n(t) \end{bmatrix}, \quad C(t) = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1m} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{n1} & c_{n2} & \dots & c_{nm} \end{bmatrix}$$

obținem:

$$y(t) = C(t)x(t)$$

Putem da acum următoarea definiție:

Definiția 2.2. Sistemul cibernetic este descris de următorul model dinamic liniar (finit și cu timp continuu):

$$\begin{cases} \frac{dx(t)}{dt} = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases}$$

Primele ecuație a modelului se numește **ecuația de dinamică a (stării)** sistemului, iar a doua, **ecuația de ieșire**.

În unele cazuri, **modelul dinamic liniar** poate fi și sub forma:

$$S = (A(t), B(t), C(t)), \text{ respectiv: } S = (A, B, C).$$

2.2.2 Reprezentarea modelelor cibernetice cu ajutorul schemelor structurale

Schema structurală a unui model cibernetic este reprezentarea grafică a interacțiunii dintre elementele și-sau subsistemele alcătuind sistemul cibernetic respectiv.

Se pot utiliza, pentru aceasta, o serie de simboluri grafice simple cum sunt cele din figura 2.4.

În figura, 2.4 a) se reprezintă simbolul **integrator**, asociat operației de integrare a intrării. Deci, dacă la intrare avem variablia $x(t)$, la ieșire vom avea mărimea $\int x(t)dt$. Se observă că avem integratorul unidimensional, cu o intrare și

cu o ieșire și integratorul multidimensional, având mai multe intrări și mai multe ieșiri.

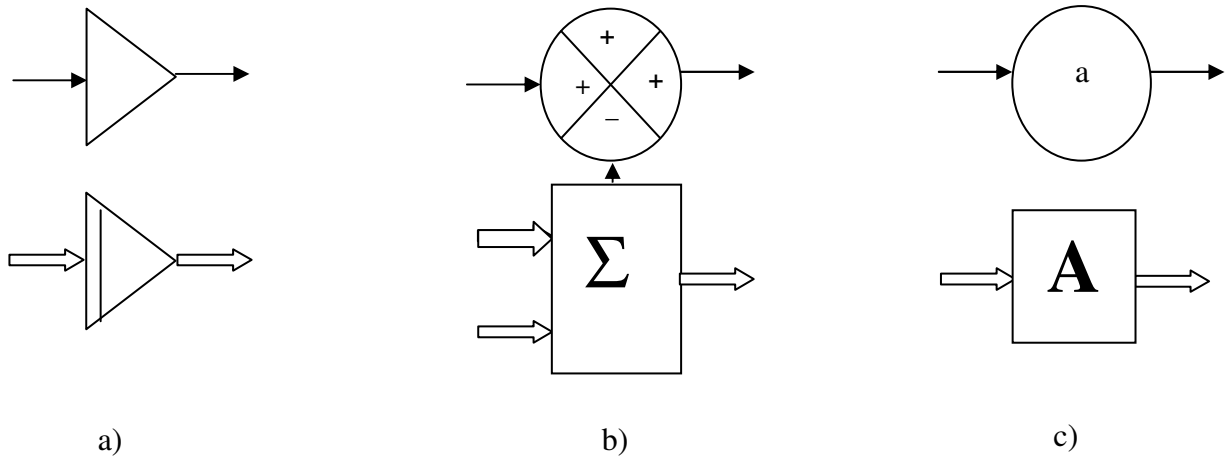


Figura 2.4

În figura 2.4 b) se reprezintă **sumatorul** corespunzător operației de însumare a elementelor (variabilelor) de intrare. Avem, de asemenea, un sumator de elemente scalare (unidimensionale) și un sumator de elemente vectoriale.

În sfârșit, în figura 2.4 c) este reprezentat **multiplicatorul**, adică simbolul corespunzător transformării liniare a vectorului de intrare în vector de ieșire. Avem, de asemenea, două simboluri diferite pentru cazul unidimensional și, respectiv, pentru cazul multidimensional.

Utilizând aceste simboluri, se pot elabora schemele cibernetice structurale ale modelelor dinamice liniare în cazul unidimensional sau multidimensional. Alegerea unui sau altuia dintre aceste cazuri depinde de complexitatea sistemului cibernetic al cărui model dorim să îl reprezentăm.

Astfel, în cazul modelului dinamic liniar, scris matricial, avem următoarea schemă centrală (figura 2.5).

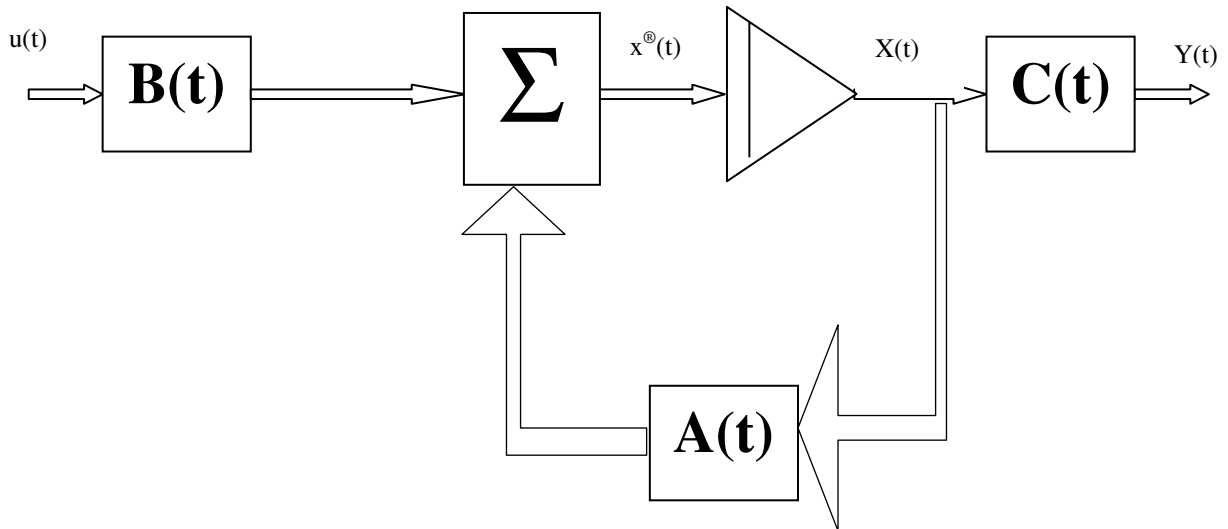


Figura 2.5

Pentru a detalia această schemă structurală, se observă mai întâi că blocul matricial $C(t)$ transformă starea $x(t)$ în ieșirea $y(t)$. Considerând forma analitică a ecuației matriciale de ieșire: $y(t) = C(t)x(t)$ se poate construi schema structurală din figura 2.6.

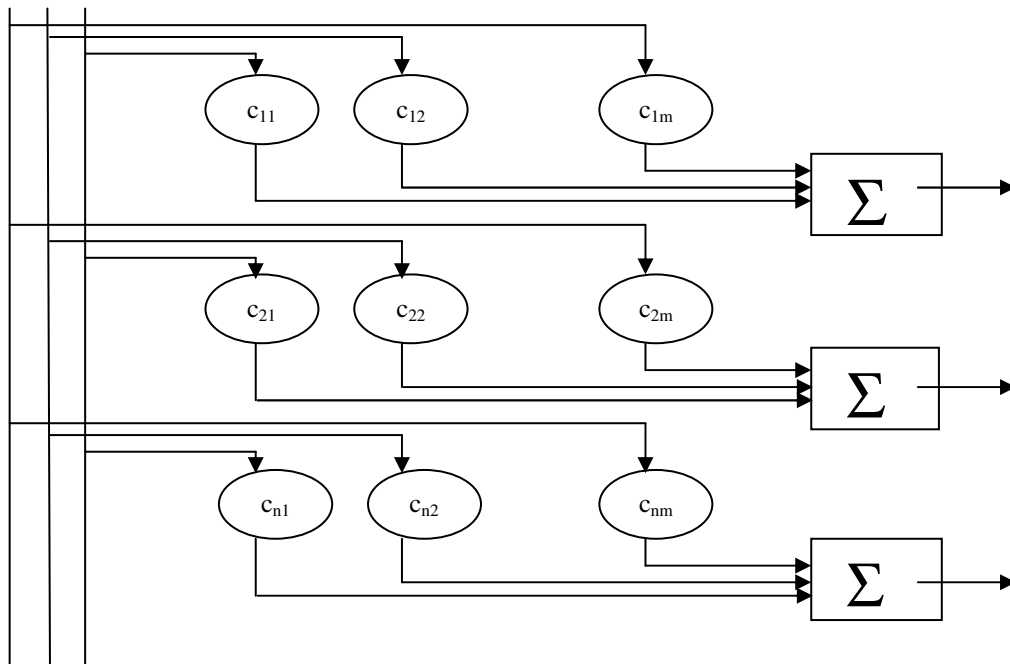


Figura 2.6

În ceea ce privește schema structurală corespunzătoare ecuației matriciale de dinamică a stării:

$$x(t) = Ax(t) + Bu(t)$$

pornind de la forma lor analitică și introducând notațiile:

$$\begin{cases} F_1 = a_{11}x_1 + a_{13}x_3 + \dots + a_{1n}x_n + b_{11}u_1 + b_{12}u_2 + \dots + b_{1p}u_p \\ F_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{24}x_4 + \dots + a_{2m}x_m + b_{21}u_1 + b_{22}u_2 + \dots + b_{2p}u_p \\ \dots \\ F_{m-1} = a_{m-1,1}x_1 + \dots + a_{m-1,m-1}x_{m-1} + b_{m-1,1}u_1 + \dots + b_{m-1,p}u_p \\ F_m = b_{m1}u_1 + b_{m2}u_2 + \dots + b_{mp}u_p \end{cases}$$

putem scrie:

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = a_{12}x_2 + F_1 \\ \frac{dx_2}{dt} = a_{23}x_3 + F_2 \\ \dots \\ \frac{dx_{m-1}}{dt} = a_{m-1,m}x_m + F_{m-1} \\ \frac{dx_m}{dt} = a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mm}x_m + F_m \end{cases}$$

Considerând acum: $F_1 = F_2 = \dots = F_{m-1} = 0$ obținem $a_{12} = a_{23} = \dots = a_{m-1,m} = 1$

Notăm $a_{m1} = -a_0$; $a_{m2} = -a_1$; ...; $a_{mm} = -a_{m-1}$ și obținem:

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = x_2 \\ \frac{dx_2}{dt} = x_3 \\ \dots \\ \frac{dx_m}{dt} = -a_0x_1 - a_1x_2 - \dots - a_{m-1}x_m + F_m \end{cases}$$

Înlocuind prima ecuație în cea de-a doua, a doua în a treia ș.a.m.d., obținem, în final, ecuația diferențială de ordinul m:

$$\frac{d^m x_1}{dt} + a_{m-1} \frac{d^{m-1} x_1}{dt} + \dots + a_1 \frac{dx_1}{dt} + a_0 x_1 = F_m$$

Schema structurală a acestei ecuații este reprezentată în figura 2.7.

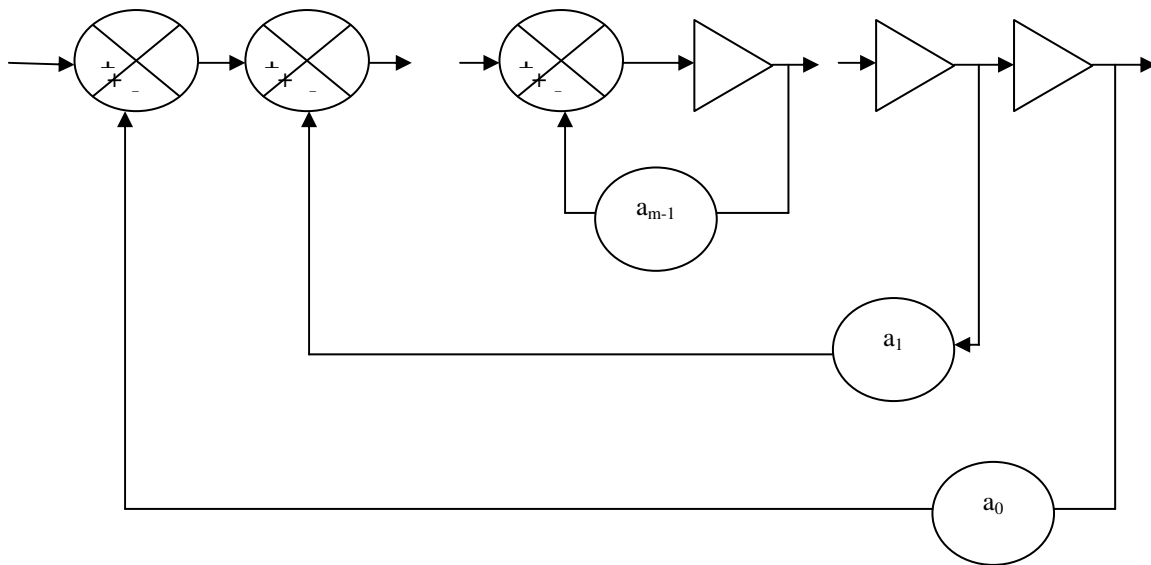


Figura 2.7

2.2.3 Rezolvarea modelelor dinamice diferențiale

A) Cazul modelelor sistemelor nestaționare

Să considerăm modelul nestaționar:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) \\ y(t) = C(t)x(t) \end{cases}$$

în care notațiile sunt cele obișnuite, dimensiunile sunt aceleași, iar matricele A, B și C depind de timp.

Fie dată o stare inițială a sistemului sub forma unui vector $x(t_0) = x_0 = (x_1(t_0), x_2(t_0), \dots, x_m(t_0))$

Soluția modelului sistemului nestaționar $x(t)$ va fi atunci de forma: $x(t) = \varphi(t; t_0, x_0, u)$ unde se includ între argumentele funcției de dinamică a stării $\varphi(\cdot)$, condiția inițială și efectele comenzii u .

Rezolvarea ecuației diferențiale matriceale: $\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t)$ care reprezintă dinamica variabilelor de stare $x(t)$ necesită determinarea, într-o primă

etapă, a unei matrice fundamentale de soluții $\Psi(t)$, după care, prin normalizarea acesteia, a matricei de transfer a stării, $\varphi(t, t_0)$ în raport cu care se poate apoi scrie forma generală a soluției ecuației matriceale date.

Să parcurgem, în continuare, principalele **etape de rezolvare a modelului dinamic netaționar**.

[1] Determinarea matricei fundamentale de soluții $\Psi(t)$

Matricea $\Psi(t)$ reprezintă o matrice nesingulară de dimensiuni $m \times m$ ale cărei coloane reprezintă, fiecare, un vector de soluții particulare ale sistemului liniar omogen:

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t)$$

obținut, deci, prin $u \equiv 0$.

Deoarece, în determinarea matricei fundamentale de soluții, putem utiliza condiții inițiale diferite, există o infinitate de astfel de matrice, obținute fiecare prin schimbarea condițiilor inițiale.

Evident că fiecare dintre ele satisface ecuația omogenă:

$$\dot{\Psi}(t) = A(t)\Psi(t)$$

Exemplul 2.1.: Ecuația omogenă: $\dot{x}(t) = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ t & 0 \end{pmatrix} x(t)$ este echivalentă cu

sistemul de ecuații:
$$\begin{cases} \dot{x}_1(t) = -x_1(t) \\ \dot{x}_2(t) = tx_1(t) \end{cases}$$

Soluția primei ecuații este de forma: $x_1(t) = x_{10}e^{-t}$, unde x_{10} este o constantă de integrare dependentă de condițiile inițiale.

Înlocuind în a doua ecuație, obținem:

$$\dot{x}_2 = x_{10}te^{-t} + x_{10}e^{-t} + x_{20}, \text{ e unde, prin integrare, avem:}$$

$$x_2(t) = -x_{10}te^{-t} + x_{10}e^{-t} + x_{20}$$

unde x_{20} este o constantă de integrare dependentă de condițiile inițiale.

Pentru a obține vectorii de soluții particulare necesari matricei fundamentale de soluții, alegem un sistem de două condiții inițiale, de exemplu:

$$x_{10} = 0, \quad x_{20} = 1 \text{ pentru care: } \Psi_2 = (\Psi_{12} \quad \Psi_{21}) = (0 \quad 1), \text{ respectiv}$$

$$x_{10} = 1, \quad x_{20} = 0 \text{ pentru care: } \Psi_2 = (\Psi_{12} \quad \Psi_{21}) = (e^{-t} \quad -e^{-t}(1+t))$$

Atunci matricea $\Psi(t)$ se va scrie:

$$\Psi(t) = \begin{pmatrix} \Psi_1 \\ \Psi_2 \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} 0 & e^{-t} \\ 1 & -e^{-t}(1+t) \end{pmatrix}$$

care este singulară și, în consecință, este o matrice **fundamentală de soluții**.

Se poate arăta ușor că această matrice satisface ecuația: $\dot{\Psi}(t) = A(t)\Psi(t)$

[2] Obținerea matricei de transfer a stării

Utilizarea matricei fundamentale $\Psi(t)$ introduce o nedeterminare, deoarece există un număr infinit de astfel de matrice. Pentru înlăturarea acestei nedeterminări, vom utiliza o matrice fundamentală normată, numită **matrice de transfer a stării**, $\phi(t, t_0)$ care satisface, deci, relația:

$$\phi(t, t_0) = \Psi(t)\Psi^{-1}(t_0) \text{ pentru toți } t, t_0 \in (-\infty, \infty).$$

Deoarece $\Psi(t)$ este nesingulară, avem, pentru toți t , matricea inversă $\Psi^{-1}(t)$.

Matricea de transfer a stării $\phi(t, t_0)$ satisface următoarele relații:

- $\phi(t, t) = \Psi(t)\Psi^{-1}(t) = I$
- $\phi^{-1}(t, t_0) = \Psi(t_0)\Psi^{-1}(t) = \phi(t_0, t)$
- $\phi(t_2, t_0) = \Psi(t_2)\Psi^{-1}(t_0) = \Psi(t_2)\Psi^{-1}(t_1)\Psi(t_1)\Psi^{-1}(t_0) = \phi(t_2, t_1)\phi(t_1, t_0)$

Să arătăm, utilizând aceste proprietăți, că matricea de transfer a stării $\phi(t, t_0)$ este unic definită și satisface și ea ecuația diferențială omogenă $\dot{x} = Ax$.

Astfel, în cazul unicității, presupunem că s-au construit două matrice fundamentale de soluții Ψ și $\bar{\Psi}$. Deoarece coloanele acestor matrice sunt vectori liniar independenți (matricele fiind nesingulare) ele pot construi baze. Atunci există o matrice de transformare nesingulară P astfel încât: $\bar{\Psi} = \Psi P$.

Dar

$$\bar{\phi}(t, t_0) = \bar{\Psi}(t) \bar{\Psi}^{-1}(t_0) = \Psi(t) P [\Psi(t_0) P]^{-1} = \Psi(t) P P^{-1} \Psi(t_0) = \phi(t, t_0)$$

deci **matricea de transfer a stării** $\phi(t, t_0)$ este unică.

Să arătăm acum, că această matrice $\phi(t, t_0)$ satisface ecuația: $\dot{x}(t) = A(t)x(t)$.

Astfel, dacă diferentțiem relația: $\phi(t, t_0) = \Psi(t) \Psi^{-1}(t_0)$, obținem

$$\dot{\Phi}(t, t_0) = \dot{\Psi}(t) \Psi^{-1}(t_0).$$

Dar: $\dot{\Psi}(t) = A(t) \Psi(t)$, deci $\dot{\Phi}(t, t_0) = A(t) \Psi(t) \Psi^{-1}(t_0) = A(t)$ cu condiția inițială:

$$\phi(t, t_0) = \Psi(t) \Psi^{-1}(t_0) = I.$$

[3] Scrierea soluției modelului dinamic diferențial utilizând matricea de transfer a stării $\phi(t, t_0)$

Soluția modelului dinamic diferențial constă în determinarea unei expresii care să arate dependența stării $x(t)$ de matricea $\phi(t, t_0)$ și, eventual, de condițiile inițiale.

Această expresie este de forma:

$$x(t) = \phi(t; t_0, x_0, u) = \phi(t, t_0) x_0 + \int_{t_0}^{t_f} \Phi(t, \tau) B(\tau) u(\tau) d\tau \text{ sau, ceea ce este același lucru cu:}$$

$$x(t) = \phi(t, t_0) \left[x_0 + \int_{t_0}^{t_f} \Phi(t, \tau) B(\tau) u(\tau) d\tau \right]$$

Să demonstrăm, în continuare, că este într-adevăr așa. Pentru aceasta, trebuie să arătăm că relația dată este satisfăcută de ecuația de dinamică a stării:

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t)$$

Vom diferenția mai întâi pe $x(t)$ și apoi vom înlocui în ecuația de mai sus.

Întrucât $x(t)$ este dat de o ecuație integrală, să utilizăm regula de diferențiere a integralelor:

$$\frac{d}{dt} \int_{\tau_1}^{\tau_2} f(t, \tau) d\tau = \int_{\tau_1}^{\tau_2} \frac{\partial f(t, \tau)}{\partial t} d\tau + f(t, \tau_2) \frac{d\tau_2}{dt} - f(t, \tau_1) \frac{d\tau_1}{dt}$$

Se observă că, în cazul nostru, $\tau_1 = t_0$ deci $\frac{d\tau_1}{dt} = 0$ iar $\tau_2 = t$ deci $\frac{d\tau_2}{dt} = 1$.

Putem acum scrie:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= \frac{d}{dt} [\Phi(t, t_0)x_0 + \int_{t_0}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)u(\tau)d\tau] = \frac{d}{dt} \Phi(t, t_0)x_0 + \frac{d}{dt} \int_{t_0}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)u(\tau)d\tau = \\ &= \dot{\Phi}(t, t_0)x_0 + \int_{t_0}^t \frac{\partial \Phi(t, \tau)}{\partial t} B(\tau)u(\tau)d\tau + \Phi(t, t)B(t)u(t) = \\ &= \dot{\Phi}(t, t_0)x_0 + \int_{t_0}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)u(\tau)d\tau + B(t)u(t) = A(t)\Phi(t, t_0)x_0 + \int_{t_0}^t A(t)\Phi(t, \tau)B(\tau)u(\tau)d\tau = \\ &= A(t)[\Phi(t, t_0)x_0 + \int_{t_0}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)u(\tau)d\tau] + B(t)u(t) \end{aligned}$$

În paranteza dreaptă se observă că avem tocmai $x(t)$, deci am obținut că:

$$\dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t).$$

[4] Soluția completă a modelului dinamic diferențial

$$\left\{ \begin{array}{l} x(t) = \Phi(t, t_0)x_0 + \int_{t_0}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)u(\tau)d\tau \\ y(t) = C(t)x(t) = C(t)[\Phi(t, t_0)x_0 + \int_{t_0}^t \Phi(t, \tau)B(\tau)u(\tau)d\tau] \end{array} \right.$$

B) Cazul modelelor sistemelor dinamice staționare

Modelele sistemelor dinamice staționare sunt caracterizate de faptul că **matricele de stare, comandă, respectiv de ieșire**, sunt constante, deci:

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{array} \right.$$

Să determinăm soluția acestui model staționar. Pentru aceasta, vom considera, mai întâi, sistemul omogen $\dot{x}(t) = Ax(t)$, cu condiția inițială dată, $x(t_0) = x_0$.

Dezvoltăm funcția $x(t)$ în serie MacLauren în jurul punctului $x=0$ pentru condiția inițială dată $x(t_0) = x_0$.

$$x(t) = x_0 + \dot{x}t + \frac{\ddot{x}}{2!}t^2 + \frac{\dots}{3!}t^3 + \dots, \text{ unde: } \dot{x}_0 = \left. \frac{dx}{dt} \right|_{t=t_0}; \quad \ddot{x}_0 = \left. \frac{d^2x}{dt^2} \right|_{t=t_0} \text{ ș.a.m.d.}$$

Diferențiind ecuația omogenă $\dot{x}(t) = Ax(t)$, obținem succesiv:

$$\frac{d^2x}{dt^2} = A \frac{dx}{dt} = A^2x$$

$$\frac{d^3x}{dt^3} = A \frac{d^2x}{dt^2} = A^3x \dots$$

Și, înlocuind în expresia obținută a lui $x(t)$ prin dezvoltarea în serie MacLauren diferențialele de mai sus, avem:

$$x(t) = x_0 + tAx_0 + \frac{t^2}{2!}A^2x_0 + \dots = (I + tA + \frac{t^2}{2!}A^2 + \dots)x_0$$

În paranteză avem o funcție matriceală de A și, prin analogie cu dezvoltarea în serie a funcției exponențiale, o putem nota cu e^{At} .

Așadar: $e^{At} = I + tA + \frac{t^2}{2!}A^2 + \dots$ intervine în soluția sistemului staționar

omogen $\dot{x}(t) = A(t)x(t)$

Se poate arăta că matricea fundamentală de soluții a acestui sistem este tocmai $\Psi(t) = e^{At}$ în timp ce matricea de transfer a stării $\Phi(t, t_0)$ se determină ușor ca fiind:

$$x(t) = e^{A(t-t_0)}x_0 + \int_{t_0}^t A(t-\tau)Bu(\tau)d\tau = e^{A(t-t_0)}x_0 + e^{A(t-t_0)} \int_{t_0}^t A(t_0-\tau)Bu(\tau)d\tau =$$

$$= e^{A(t-t_0)}[x_0 + \int_{t_0}^t A(t_0-\tau)Bu(\tau)d\tau]$$

$$y(t) = Ce^{A(t-t_0)}[x_0 + \int_{t_0}^t A(t_0-\tau)Bu(\tau)d\tau]$$

2.2.4 Aproximarea funcției matriceale e^{At}

În soluția modelului dinamic staționar apare o funcție matriceală de forma e^{At} care trebuie aproximată. În acest scop, putem utiliza două rezultate foarte importante:

- Teorema Cayley-Hamilton

Orice matrice pătrată nesusingulară satisface propria sa ecuație caracteristică, deci

$$|A - \lambda I| = 0 \Leftrightarrow \{\lambda_i\}_{i \in 1, m} \in SpA,$$

unde SpA este spectrul (mulțimea valorilor proprii) matricei A .

- Funcția matriceală $f(A)$ poate a fi aproximată de orice altă funcție matriceală $g(A)$ dacă ele iau aceleași valori pe SpA , deci dacă:

$$f(\lambda_k) = g(\lambda_k), \lambda_k \in SpA$$

Pornind de aici, rezultă că putem aproxima funcția matriceală e^{At} cu o altă funcție matriceală, să spunem o funcție polinomială $P(A)$, cu condiția ca $f(\lambda) = e^\lambda$ și $g(\lambda) = P(\lambda)$ să aibă aceleași valori pe SpA .

Această proprietate o au polinoamele de interpolare Sylvester-Lagrange. Astfel, pentru $m=2$ (deci dimensiunea matricei A este 2×2), avem:

$$g(\lambda) = P(\lambda) = \frac{\lambda - \lambda_2}{\lambda_1 - \lambda_2} f(\lambda_1) + \frac{\lambda - \lambda_1}{\lambda_2 - \lambda_1} f(\lambda_2) \text{ și } f(A) = e^A \text{ se poate atunci aproxima}$$

cu funcția polinomială matriceală:

$$f(A) = e^{At} = \frac{A - \lambda_2}{\lambda_1 - \lambda_2} e^{\lambda_1 t} + \frac{A - \lambda_1}{\lambda_2 - \lambda_1} e^{\lambda_2 t}$$

unde λ_1 și λ_2 sunt valorile proprii distincte ale matricei A .

Dacă matricea A are valori proprii egale $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_0$ atunci polinomul de aproximare Sylvester corespunzător este:

$$f(A) = e^{At} = e^{\lambda_0 t} I + \lambda_0 e^{\lambda_0 t} (A - \lambda_0 I), \text{ unde } I \text{ este matricea unitate.}$$

În cazul în care matricea A este de dimensiuni $m \times m$ și are m valori proprii distincte $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m \in SpA$, atunci funcția polinomială corespunzătoare este:

$$g(\lambda) = P_m(\lambda) = \sum_{k=1}^{m+1} \frac{\prod_{i=1}^{m+1} (\lambda - \lambda_i)}{\prod_{k \neq i} (\lambda_k - \lambda_i)} f(\lambda_k),$$

iar polimoanele Sylvester sunt:

$$P_m(A) = \sum_{k=1}^{m+1} \frac{\prod_{i=1}^{m+1} (A - \lambda_i I)}{\prod_{k \neq i} (\lambda_k - \lambda_i)} e^{\lambda_k t},$$

2.2.5 Modele dinamice discrete

Forma generală a **modelelor dinamice discrete** ale sistemelor cibernetice este următoarea:

$$\begin{cases} x_{t+1} = A_t x_t + B_t u_t \\ y_t = C_t x_t \end{cases}$$

unde $t=0,1,2,\dots$, sau, mai general, $t \in \mathbb{Z}$.

În cazul sistemelor staționare avem:

$$\begin{cases} x_{t+1} = A x_t + B u_t \\ y_t = C x_t \end{cases}$$

Modelele dinamice discrete au proprietatea importantă că variabilele de stare, comandă și ieșire iau valori la momente de timp discret, astfel că traiectoria de stare, de exemplu, se va scrie: $\{x_0, x_1, x_2, \dots, x_t, \dots, x_T\}$, unde **T este momentul final de timp** (dacă este dat), iar x_0 este starea inițială, în general cunoscută.

Operatorii de întârziere constituie un instrument puternic de rezolvare a sistemelor de ecuații cu diferențe finite, la care se ajunge în cazul acestor modele.

Un operator de întârziere este definit în modul următor:

$$Lx_t = x_{t-1}$$

$$L^n x_t = x_{t-n}, n \in \mathbb{Z}$$

Multiplîcînd o variabilă de stare x_t cu L^n obținem, deci, valoarea variabilei de stare cu n perioade anterioare x_{t-n} . Altfel spus, dacă aplicăm operatorul de întârziere de ordinul n , L^n , unui șir de stări $\{x_t\}_{t=-\infty}^{\infty}$ obținem un nou șir de stări $\{x_{t-n}\}_{t=-\infty}^{\infty}$.

Vom introduce, în continuare, polinoame cu operatori de întârziere de forma: $Z(L) = a_0 + a_1L + a_2L^2 + \dots = \sum_{j=0}^n c_j L^j$, b_j, c_j fiind constante.

Cel mai simplu exemplu de polinom rațional în L este:

$$Z(L) = \frac{1}{1 - \lambda L}$$

Știim că, dacă $|\lambda| < 1$, acest polinom rațional se mai poate scrie:

$$\frac{1}{1 - \lambda} = 1 + \lambda L + \lambda^2 L^2 + \dots$$

Într-adevăr, înmulțind în ambii membri ai egalității cu $1 - \lambda L$, avem:

$$\frac{1 - \lambda L}{1 - \lambda L} = 1 = (1 + \lambda L + \lambda^2 L^2 + \dots) - \lambda L(1 + \lambda L + \lambda^2 L^2 + \dots) = 1$$

Condiția $|\lambda| < 1$ se poate justifica în modul următor: aplicînd polinomul

$\frac{1}{1 - \lambda L}$ lui x_t obținem:

$$\frac{1}{1 - \lambda} x_t = (1 + \lambda L + \lambda^2 L^2 + \dots)x_t = \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i x_{t-i}$$

Dacă vom considera că traiectoria de stare x este constantă în timp, deci

$x_{t-i} = \bar{x} = ct$ pentru toți i și toți t , atunci:

$$\frac{1}{1-\lambda} x_t = x \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i$$

Suma $\sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i = \frac{1}{1-\lambda}$ dacă $|\lambda| < 1$. Dacă $|\lambda| \geq 1$ atunci suma este nemărginită, fiind $+\infty$ dacă $\lambda \geq 1$ și $-\infty$ dacă $\lambda \leq -1$.

O altă modalitate de a scrie polinomul $\frac{1}{1-\lambda L}$ este următoarea:

$$\frac{1}{1-\lambda L} = \frac{(-\lambda L)^{-1}}{1 - (\lambda L)^{-1}} = \frac{-1}{\lambda L} \left(1 + \frac{1}{\lambda} L^{-1} + \frac{1}{\lambda^2} L^{-2} + \dots \right) = -\frac{1}{\lambda} L^{-1} - \left(\frac{1}{\lambda}\right)^2 L^{-2} - \left(\frac{1}{\lambda}\right)^3 L^{-3} - \dots$$

În acest caz avem:

$$\frac{1}{1-\lambda L} x_t = -\frac{1}{\lambda} x_{t+1} - \left(\frac{1}{\lambda}\right)^2 x_{t+2} - \dots = \sum_{i=1}^{\infty} \left(\frac{1}{\lambda}\right)^i x_{t+i} \text{ unde } |\lambda| > 1.$$

C) Modele dinamice discrete de ordinul întâi

Pentru a arăta cum putem utiliza polinoamele cu operatori de întârziere să considerăm o ecuație cu diferențe: $x_t = \lambda x_{t-1} + bu_t + a$, $t \in Z$ unde x_t este variabila de stare, u_t - variabila de comandă și $\lambda \neq 1$.

Putem scrie:

$$(1 - \lambda L)x_t = a + bu_t$$

și înmulțind în ambele părți cu $(1 - \lambda L)^{-1}$ obținem:

$$x_t = \frac{a}{1 - \lambda L} + \frac{b}{1 - \lambda L} u_t + c \lambda^t = \frac{a}{1 - \lambda L} + b \sum_{i=0}^{\infty} \lambda u_{t-i} + c \lambda^t$$

deoarece

$$\frac{a}{1 - \lambda L} = a \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i = \frac{a}{1 - \lambda}$$

aici c fiind o constantă.

Motivul pentru care se include termenul $c \lambda^t$ este acela că, pentru orice constantă c , avem $(1 - \lambda L)c \lambda^t = c \lambda^t - c \lambda \lambda^{t-1} = 0$.

Pentru a obține soluția completă, este necesar să determinăm constanta c . Aceasta necesită o informație suplimentară, de exemplu specificarea valorii x_t la un moment de timp dat sau anumite condiții asupra șirului $\{x_t\}$ cum ar fi mărginirea.

Pentru a analiza ecuațiile cu diferențe finite cu condiții inițiale date putem să rescriem soluția acestora sub forma:

$$\begin{aligned} x_t &= a \sum_{i=0}^{t-1} \lambda^i + a \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i + b \sum_{i=0}^{t-1} \lambda^i u_{t-i} + b \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i u_{t-i} + c \lambda^t = \\ &= \frac{a(1-\lambda^t)}{1-\lambda} + \frac{a\lambda^t}{1-\lambda} + b \sum_{i=0}^{t-1} \lambda^i u_{t-i} + b \lambda^t \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i u_{0-i} + c \lambda^t = \\ &= \frac{a(1-\lambda^t)}{1-\lambda} + b \sum_{i=0}^{t-1} \lambda^i u_{t-i} + \lambda^t \left\{ \frac{1}{1-\lambda} + b \sum_{i=0}^{\infty} \lambda^i u_{0-i} + c \lambda^0 \right\}, \quad t \geq 1 \end{aligned}$$

Se observă că termenul dintre acolade este tocmai x_0 conform soluției generale, deci:

$$x_t = \frac{a(1-\lambda^t)}{1-\lambda} + b \sum_{i=0}^{t-1} \lambda^i u_{t-i} + \lambda^t x_0$$

sau

$$x_t = \frac{a}{1-\lambda} - \lambda^t \left(x_0 - \frac{a}{1-\lambda} \right) + b \sum_{i=0}^{t-1} \lambda^i u_{t-i}$$

care reprezintă forma generală a soluției ecuației cu diferențe de ordinul întâi.

Dacă $u_t=0$ atunci:

$$x_t = \frac{a}{1-\lambda} - \lambda^t \left(x_0 - \frac{a}{1-\lambda} \right)$$

care este soluția ecuației cu diferențe finite $x_t = \lambda x_{t-1} + a$ în condițiile inițiale $x_0=0$.

Se observă că dacă $x_0 = \frac{a}{1-\lambda}$ atunci $x_t=x_0$ pentru toți t , deci $\frac{a}{1-\lambda}$ este un punct staționar sau de echilibru pe termen lung al lui x .

Același lucru se obține dacă presupunem că $|\lambda|<1$, care implică

$\lim_{t \rightarrow \infty} x_t = \frac{a}{1-\lambda}$ ceea ce arată că sistemul este stabil, deci, pe măsură ce timpul trece,

există tendința de apropiere de o valoare staționară $\frac{a}{1-\lambda}$.

D) Modele dinamice discrete de ordinul doi

În cazul în care sistemul cibernetic este descris de **ecuații cu diferențe finite** de ordinul doi de forma:

$$x_t = t_1 x_{t-1} + t_2 x_{t-2} + a + bu_t,$$

utilizând operatorul de întârziere, obținem:

$$(1 - t_1 L - t_2 L^2)x_t = a + bu_t$$

Asociem polinomului operatorial ecuația caracteristică:

$$t_2 \lambda^2 + t_1 \lambda - 1 = 0$$

și notăm cu λ_1, λ_2 rădăcinile (valorile proprii) acestuia.

Dacă $\lambda_1 \neq \lambda_2$ și $\lambda_1 \neq 1$, atunci ecuația cu diferențele finite de ordinul doi se mai poate scrie:

$$(1 - \lambda_1 L)(1 - \lambda_2 L)x_t = a + bu_t$$

care are soluția generală de forma:

$$x_t = \frac{a}{(1 - \lambda_1 L)(1 - \lambda_2 L)} + \frac{b}{(1 - \lambda_1 L)(1 - \lambda_2 L)} u_t + c_1 \lambda_1^t + c_2 \lambda_2^t$$

unde c_1 și c_2 sunt constante de integrare.

Se verifică ușor că această soluție verifică ecuația cu diferențe înmulțind în ambele părți cu $(1 - \lambda_1 L)(1 - \lambda_2 L)$:

$$(1 - \lambda_1 L)(1 - \lambda_2 L)x_t = a + bu_t + (1 - \lambda_1 L)(1 - \lambda_2 L)c_1 \lambda_1^t + (1 - \lambda_1 L)(1 - \lambda_2 L)c_2 \lambda_2^t$$

Se observă că ultimii doi termeni din partea dreaptă a acestei egalități sunt zero deoarece λ_1, λ_2 sunt rădăcinile caracteristice.

Pentru a determina o soluție particulară a ecuației cu diferențe finite de ordinul doi trebuie să avem două condiții asupra traiectoriei lui x_t . De exemplu, dacă se dau valorile lui x_t pentru $t=0$ și $t=1$, ele sunt suficiente pentru a determina c_1 și c_2 .

Soluția generală se poate scrie și în așa fel încât să nu depindă de operatorul de întârziere L.

Pentru aceasta, când $\lambda_1 \neq \lambda_2$,

$$\frac{1}{(1-\lambda_1 L)(1-\lambda_2 L)} = \frac{1}{\lambda_1 - \lambda_2} \left(\frac{\lambda_1}{1-\lambda_1 L} - \frac{\lambda_2}{1-\lambda_2 L} \right)$$

pe care, dacă o utilizăm în expresia soluției generale, obținem:

$$\begin{aligned} x_t &= \frac{a}{(1-\lambda_1)(1-\lambda_2)} + \frac{\lambda_1 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \frac{1}{1-\lambda_1 L} u_1 - \frac{\lambda_2 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \frac{1}{1-\lambda_2 L} u_1 + c_1 \lambda_1^t + c_2 \lambda_2^t = \\ &= a \sum_{i=0}^{\infty} \lambda_1^i \sum_{j=0}^{\infty} \lambda_2^j + \frac{\lambda_1 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \sum_{i=0}^{\infty} \lambda_1^i u_{t-i} - \frac{\lambda_2 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \sum_{i=0}^{\infty} \lambda_2^i u_{t-i} + c_1 \lambda_1^t + c_2 \lambda_2^t \end{aligned}$$

unde s-a utilizat faptul că pentru o constantă a:

$$H(L)a = \sum_{i=0}^{\infty} h_i L^i a = a \sum_{i=0}^{\infty} h_i = aH(1)$$

Se observă că:

$$\frac{1}{1-\lambda_1 L} \cdot \frac{1}{1-\lambda_2 L} = \sum_{i=0}^{\infty} \lambda_1^i L^i \sum_{j=0}^{\infty} \lambda_2^j L^j$$

astfel încât suma $\sum_{i=0}^{\infty} \lambda_1^i \sum_{j=0}^{\infty} \lambda_2^j$ este finită și egală cu $\frac{1}{(1-\lambda_1 L)(1-\lambda_2 L)}$ presupunând că

$|\lambda_1| < 1$ și $|\lambda_2| < 1$

Deci, în cazul scrierii soluției generale sub această formă, presupunem fie că ambele valori proprii sunt în modul subunitare, fie că $a=0$, astfel încât

componenta $\sum_{i=0}^{\infty} \lambda_1^i \sum_{j=0}^{\infty} \lambda_2^j$ să fie definită.

Mai mult, presupunem că: $\lim_{n \leftarrow \infty} \sum_{i=0}^{\infty} \lambda_j^i u_{t-i} = 0$ are loc pentru $j=1,2$ și orice t,

astfel că sumele geometrice să fie amândouă finite.

Să presupunem că $a=0$. Atunci:

$$\begin{aligned} x_t &= \frac{\lambda_1 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \sum_{i=0}^{t-1} \lambda_1^i u_1 - \frac{\lambda_2 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \lambda_2^t u_{t-1} + \frac{\lambda_1 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \sum_{i=0}^{\infty} \lambda_1^i u_{t-i} - \frac{\lambda_2 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \sum_{i=0}^{\infty} \lambda_2^i u_{t-i} + c_1 \lambda_1^t + c_2 \lambda_2^t = \\ &= \frac{\lambda_1 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \sum_{i=0}^{t-1} \lambda_1^i u_{t-i} - \frac{\lambda_2 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \sum_{i=0}^{t-1} \lambda_2^i u_{t-i} + \lambda_1^t \theta_0 + \lambda_2^t \eta_0, \quad t \geq 1 \end{aligned}$$

unde

$$\theta_0 = c_1 + \frac{\lambda_1 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \sum_{i=0}^{\infty} \lambda_1^i u_{0-i}$$

$$\eta_0 = c_2 - \frac{\lambda_2 b}{\lambda_1 - \lambda_2} \sum_{i=0}^{\infty} \lambda_2^i u_{0-i}$$

în cazul în care $u_t=0$.

Pentru $t \geq 1$ soluția generală se scrie: $x_t = \lambda_1^t \theta_0 + \lambda_2^t \eta_0$ $t \geq 1$ în raport cu valorle posibile ale valorilor proprii, **traectoria de stare a sistemului** $\{x_t\}$ poate avea diferite forme, deci sistemul cibernetic are componente distincte.

Mai întâi, indiferent de valorile lui λ_1 și λ_2 , dacă $\theta_0 = \eta_0 = 0$ pentru toți $t \geq 1$ $x_t = 0$ deci sistemul este într-un **punct staționar**.

Dacă $\lambda_1, \lambda_2 \in R$, atunci: $\lim_{t \rightarrow \infty} x_t = 0$ dacă și numai dacă $|\lambda_1| < 1$ și $|\lambda_2| < 1$ indiferent de valorile parametrilor θ_0 și η_0 . atât timp cât ele sunt finite.

Dacă $\lambda_1 > 1$, $|\lambda_1| = |\lambda_2|$ și $\theta_0 > 0$ atunci $\lim_{t \rightarrow \infty} x_t = \infty$, iar dacă $\theta_0 < 0$ în același condiții, atunci $\lim_{t \rightarrow \infty} x_t = -\infty$.

Dacă $\lambda_1, \lambda_2 \in C$, ele mai pot fi scrise:

$$\lambda_1 = re^{iw} = r(\cos w + i \sin w)$$

$$\lambda_2 = re^{-iw} = r(\cos w - i \sin w)$$

Soluția generală se scrie:

$$\begin{aligned} x_t &= \theta_0 (re^{iw})^t + \eta_0 (re^{-iw})^t = \theta_0 r^t e^{iwt} + \eta_0 r^t e^{-iwt} = \theta_0 r^t [\cos wt + i \sin wt] + \eta_0 r^t [\cos wt - i \sin wt] = \\ &= (\theta_0 + \eta_0) r^t \cos wt + i(\theta_0 - \eta_0) r^t \sin wt \end{aligned}$$

Deoarece variabila de stare trebuie să fie reală, rezultă că $\theta_0 + \eta_0$ trebuie să fie reală, iar $\theta_0 - \eta_0$ trebuie să fie imaginară. Altel spus, θ_0 și η_0 sunt complexe conjugate. să spunem $\theta_0 = pe^{i\theta}$ și $\eta_0 = pe^{-i\theta}$.

Parametrii p și θ sunt aleși în așa fel încât să satisfacă condițiile inițiale asupra lui x_t .

Traectoria lui x_t , în acest caz, este oscilantă, cu o frecvență determinată de w . factorul de amortizare r^t depinde de amplitudinea r a rădăcinilor complexe.

Valoarea staționară $x_t=0$ se obține pentru $r<1$. Dacă $r>1$ atunci x_t oscilează exploziv, indiferent de condițiile inițiale. Dacă $r<1$ sistemul oscilează amortizat. Dacă $r=1$ oscilațiile sistemului sunt de amplitudine constantă.

Până acum am presupus că $\lambda_1 \neq \lambda_2$. În cazul în care $\lambda_1 = \lambda_2 \in R$ avem:

$$\frac{1}{(1-\lambda L)^2} = \sum_{i=0}^{\infty} (1+i)\lambda^i L^i, \text{ deci polinomul asociat ecuației cu diferențe finite de}$$

ordinul doi se scrie: $(1-\lambda L)^2 x_t = a + bu_t$.

Soluția generală în acest caz este:

$$x_t = a \sum_{i=0}^{\infty} (1+i)\lambda^i + b \sum_{i=0}^{\infty} (1+i)\lambda^i u_{t-1} + c_1 \lambda^t + c_2 t \lambda^t$$

unde c_1 și c_2 sunt constante reale care depind de condițiile inițiale.

Presupunând că $a=0$ soluția de mai sus o mai putem scrie:

$$x_t = b \sum_{i=0}^{t-1} (1+i)\lambda^i u_{t-i} + b \sum_{l=t}^{\infty} (1+i)\lambda^i u_{t-1} + c_1 \lambda^t + c_2 t \lambda^t \text{ sau}$$

$$x_t = b \sum_{i=0}^{t-1} (1+i)\lambda^i u_{t-i} + \lambda^t \theta_0 + t \lambda^t \eta_0$$

unde

$$\theta_0 = c_1 + b \sum_{j=0}^{\infty} (j+1)\lambda^j u_{0-j}$$

$$\eta_0 = c_2 + b \sum_{j=0}^{\infty} \lambda^j u_{0-j}$$

Această soluție o putem analiza, în funcție de valorile rădăcinii λ , la fel ca mai sus.

E) Modele dinamice discrete de ordinul n

Să considerăm un **polinom rațional** de dimensiunea n :

$$Z(L) = \frac{Z_1(L)}{Z_2(L)} = \frac{Z_1(L)}{(1-\lambda_1 L)(1-\lambda_2 L)\dots(1-\lambda_n L)},$$

unde $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ sunt valorile proprii ale ecuației caracteristice asociate ecuației cu diferențe de ordinul n . dacă rădăcinile $\lambda_i, i = \overline{1, n}$ sunt toate distincte, atunci:

$$\frac{Z_1(L)}{(1-\lambda_1 L)(1-\lambda_2 L)\dots(1-\lambda_n L)} = \frac{z_1}{1-\lambda_1 L} + \frac{z_2}{1-\lambda_2 L} + \dots + \frac{z_n}{1-\lambda_n L},$$

unde z_1, z_2, \dots, z_n sunt constante care trebuie determinate.

Pentru a le determina, înmulțim egalitatea de mai sus în ambele părți cu $(1-\lambda_1 L)\dots(1-\lambda_n L)$ și obținem:

$$Z_1(L) = z_1(1-\lambda_2 L)\dots(1-\lambda_n L) + z_2(1-\lambda_1 L)(1-\lambda_3 L)\dots(1-\lambda_n L) + \dots + z_n(1-\lambda_1 L)\dots(1-\lambda_{n-1} L)$$

Punând: $L = \frac{1}{\lambda_1}$ obținem:

$$z_1 = \frac{Z_1\left(\frac{1}{\lambda_1}\right)}{\left(1-\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right)\dots\left(1-\frac{\lambda_n}{\lambda_1}\right)}$$

În general, pentru z_i avem:

$$z_i = \frac{Z_1\left(\frac{1}{\lambda_i}\right)}{\left(1-\frac{\lambda_2}{\lambda_i}\right)\dots\left(1-\frac{\lambda_{i-1}}{\lambda_i}\right)\left(1-\frac{\lambda_{i+1}}{\lambda_i}\right)\dots\left(1-\frac{\lambda_n}{\lambda_i}\right)}$$

Presupunem, acum, că avem ecuația cu diferențe de ordinul n :

$$(1-\lambda_1 L)(1-\lambda_2 L)\dots(1-\lambda_n L)x_t = bu_t$$

care are soluția generală:

$$x_t = \frac{b}{(1-\lambda_1 L)(1-\lambda_2 L)\dots(1-\lambda_n L)}u_t + c_1\lambda_1^t + \dots + c_n\lambda_n^t,$$

unde c_1, c_2, \dots, c_n sunt constante de integrare.

Dacă valorile proprii λ_j sunt toate distincte, mai putem scrie:

$$x_t = b \sum_{r=1}^n \left(\frac{z_r}{(1-\lambda_r L)} \right) u_t + \sum_{j=1}^n c_j \lambda_j^t$$

care arată că x_t poate fi scrisă ca suma ponderată a n întârzieri distribuite geometric cu coeficienții de întârziere $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$.

Dându-se n valori inițiale lui x_t și presupunând că $u_j=0$, obșinem o soluție de forma:

$$x_t = \lambda_1^t \eta_1 + \lambda_2^t \eta_2 + \dots + \lambda_n^t \eta_n$$

unde $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n$ sunt constante alese pentru a satisface cele n valori inițiale.

În cazul în care avem n valori proprii egale, deci ecuația cu diferențe de ordin n se scrie:

$$(1 - \lambda L)^n x_t = bu_t$$

soluția generală este:

$$x_t = \frac{b}{(1 - \lambda L)^n} u_t + c_1 \lambda^t + c_2 t \lambda^t + \dots + c_n t^{n-1} \lambda^t$$

Dar:

$$\frac{1}{(1 - \lambda L)^n} = \sum_{i=0}^{\infty} \binom{n+i-1}{i} \lambda^i L^i$$

unde $\binom{n+i-1}{i} \equiv \frac{(n+i-1)!}{i!(n-1)!}$

Utilizând această expresie. putem obține soluția **generală a ecuației cu diferențe** independent de L:

$$x_t = b \sum_{i=0}^{\infty} \binom{n+i-1}{i} \lambda^i u_{t-i} + c_1 \lambda^t + c_2 t \lambda^t + \dots + c_n t^{n-1} \lambda^t$$

2.2.6 Exemple de modele bazate pe ecuații

1) Modelul IS - LM dinamic continuu

Într-o economie, cheltuielile reale se formează ca sumă a chetuielilor pentru consum, cheltuielilor pentru investiții și cheltuielilor guvernamentale. Cheltuielile reale sunt date atunci de ecuația:

$$e(t) = a + b(1 - t_1)y(t) - hr(t) \quad a > 0, 0 < b < 1, 0 < t_1 < 1, h > 0$$

unde e = cheltuielile reale

a = cheltuieli guvernamentale (autonome)

b = propensitatea marginală pentru consum

t_1 = rata marginală a taxelor

y = venitul real

h = coeficientul de investiții în raport cu r

r = rata nominală a dobânzii.

Cererea de balanțe nominale reale este dată de relația:

$$m^d(t) = ky(t) - ur(t) \quad k, u > 0$$

deci depinde pozitiv de nivelul venitului real și negativ de rata nominală a dobânzii. Oferta nominală de bani $M_s = M_0$ iar nivelul prețurilor P este presupus constant (nu există inflație). De aici avem că balanțele monetare reale sunt date exogen de relația $m_0 = M_0/P$.

Economia are două piețe principale, piața bunurilor și serviciilor și piața banilor. Fiecare dintre aceste piețe încearcă să se ajusteze către echilibru, lucru care este descris de următoarele relații de dinamică:

$$\dot{y} = y'(t) = a(e(t) - y(t)), \quad a > 0$$

$$\dot{r} = r'(t) = \beta(m^d(t) - m_0), \quad \beta > 0$$

Prima relație arată că ajustarea pieței bunurilor se face astfel încât să se realizeze echilibrul dintre cererea pentru consum și oferta de produse existentă pe piață, cele două mărimi $e(t)$ și $y(t)$ exprimând mărimea cererii și, respectiv, a ofertei la momentul de timp t .

A doua relație exprimă ajustarea pieței banilor în raport cu cererea de bani, $m^d(t)$ și oferta de bani m_0 care, după cum ne amintim, este dată exogen.

Dacă înlocuim în cele două relații mărimile cunoscute, obținem:

$$\dot{y} = a[b(1 - t_1) - 1]y -ahr + aa$$

$$\dot{r} = \beta ky - \beta ur - \beta m_0$$

care reprezintă un sistem de două ecuații diferențiale neomogene cu coeficienți constanți.

Matriceal, sistemul de mai sus se mai scrie:

$$\begin{bmatrix} \dot{y} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a[b(1 - t_1) - 1] & -ah \\ \beta k & -\beta u \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y \\ r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a\alpha \\ -\beta m_0 \end{bmatrix}$$

Dreptele de echilibru în planul de fază (y,r) se determină simplu punând condițiile ca $\dot{y} = 0$ și $\dot{r} = 0$. Pentru prima condiție obținem:

$$-a[1 - b(1 - t_1)]y -ahr + aa = 0$$

de unde

$$r = \frac{a - [1 - b(1 - t_1)]y}{h}$$

care se mai numește **curba IS**.

Similar, pentru a doua condiție, obținem

$$y = \frac{ur + m_0}{k} \quad \text{sau} \quad r = \frac{yr - m_0}{u}$$

care se numește **curba LM**.

Reprezentarea în spațiul fazelor (y,r) a celor cele două drepte este dată în **figura 2.8**. Cele două curbe se intersectează într-un punct de coordonate:

$$(y^*, r^*) = \left(\frac{a + (h/u)m_0}{1 - b(1 - t_1) + (kh/u)} \quad \frac{-(m_0/u)(1 - b(1 - t_1)) + (k/u)a}{1 - b(1 - t_1) + (kh/u)} \right)$$

care în figură este notat cu E_0 și reprezintă punctul de echilibru general al economiei.

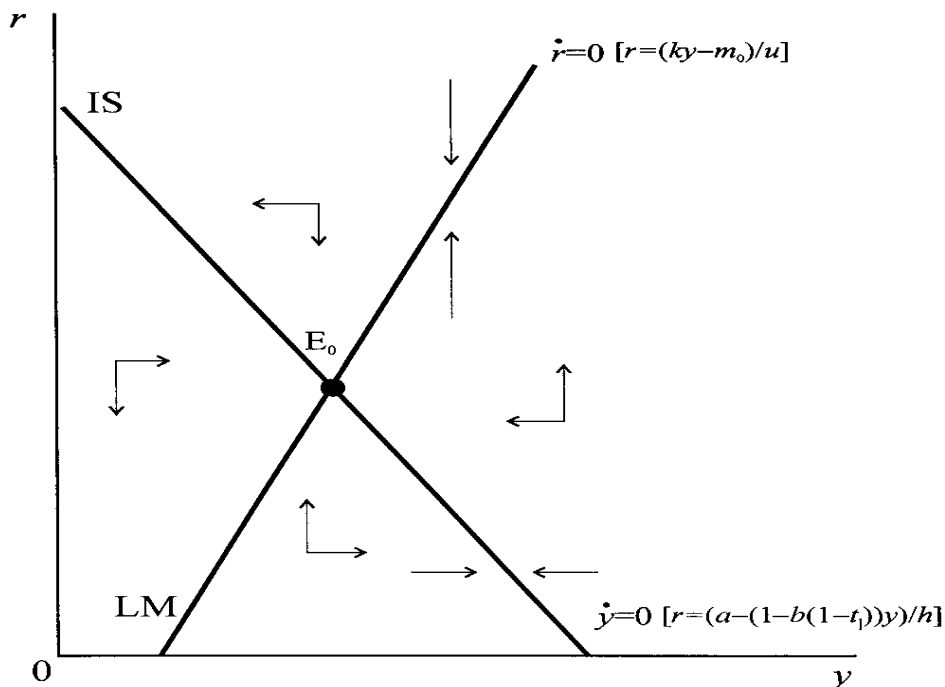


Figura 2.8

În figură sunt reprezentate și forțele dinamice care acționează atunci când economia nu se află la echilibru. Aceste forțe sunt reprezentate de săgețile care sunt incluse în fiecare dintre cele patru cadrane ale spațiului de fază.

Pentru a determina orientarea forțelor respective, considerăm pe rând piața bunurilor și apoi piața banilor. Astfel, pentru piața bunurilor, curba IS reprezintă locul geometric al punctelor în care această piață este la echilibru, adică cererea de bunuri este egală cu oferta de bunuri. Dacă ne situăm la dreapta acestei curbe, atunci:

$$r > \frac{a - [1 - b(1 - t_1)]y}{h}$$

de unde obținem:

$$0 > a + b(1 - t_1)y - hr - y$$

ceea ce implică $\dot{y} < 0$. Deci, la dreapta curbei IS venitul este descrescător. În același mod, stabilim că la stânga curbei IS, venitul este crescător

Considerând apoi piața banilor, pentru punctele aflate la dreapta curbei LM avem:

$$r > \frac{ky - m_0}{u}$$

ceea ce implică :

$$0 > ky - ur - m_0$$

de unde obținem $\dot{r} > 0$, deci rata dobânzii este crescătoare. Similar, pentru punctele aflate la stânga curbei LM, rata dobânzii este descrescătoare. Punctele aflate chiar pe curba LM sunt cele care asigură echilibrul pieței banilor, deci în care cererea de bani este egală cu oferta de bani (dată exogen).

Utilizând acest model, putem să facem analize cantitative și calitative asupra evoluției economiei ca urmare a apariției unor șocuri și perturbații. Astfel, dacă considerăm că economia este inițial la echilibru în punctul E_0 și ea suferă ulterior o **scădere a ofertei nominale de bani**, aceasta scăzând de la M_0 la M_1 atunci, evident, curba LM de echilibru a pieței banilor se va deplasa într-o nouă poziție, așa cum arată **figura 2.9**.

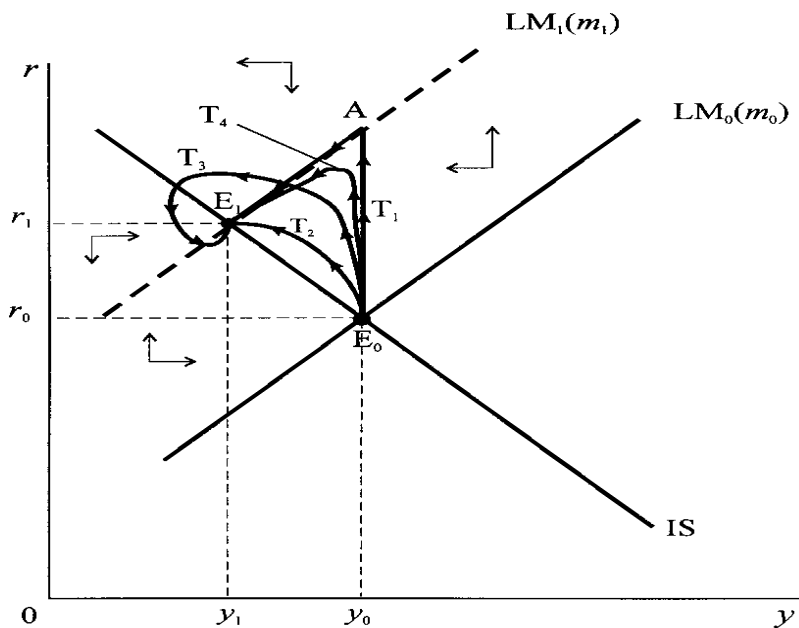


Figura 2.9

Se formează un nou punct de echilibru, E_1 către care economia începe să se îndrepte. Există, pentru aceasta, mai multe traiectorii posibile, notate în figură cu T_1, T_2, T_3 și T_4 . Astfel, traiectoria T_1 corespunde ipotezei extreme conform căreia ajustarea pieței banilor are loc instantaneu, deci rata dobânzii va crește suficient de mult pentru a menține echilibrul pe piața banilor. Pe T_1 economia se va deplasa de la E_0 mai întâi vertical în punctul A , deoarece venitul nu se modifică încă, el rămânând la nivelul y_0 . Dar, datorită creșterii puternice a ratei dobânzii, investițiile vor scădea și, prin efectul multiplicator al acestora asupra venitului, acesta din urmă va începe și el să scadă. Pe măsură ce venitul scade, cererea de bani scade și la fel rata dobânzii. Aceasta va continua să scadă până când se restabilește echilibrul pe piața banilor. Acest lucru înseamnă că ajustarea are loc de-a lungul curbei LM, cum arată de fapt și traiectoria T_1 . Pe măsură ce rata dobânzii scade, venitul continuă și el să scadă, până când se restabilește un nou echilibru în punctul E_1 .

Traiectoria T_2 corespunde cazului în care amândouă piețe se ajustează simultan și imperfect, pe măsură ce economia trece din punctul de echilibru E_0 în noul punct de echilibru E_1 . Astfel, rata dobânzii crește gradual până când atinge

un nivel r_1 , în timp ce venitul scade gradual până când atinge un nivel y_1 . Dacă economia evoluează pe o astfel de traiectorie, atunci ea va atinge noul punct de echilibru fără să se manifeste anumite efecte negative legate de creșteri exagerate ale ratei dobânzii, sau descreșteri dramatice ale venitului. Dar nimeni nu ne spune că economia nu poate intra și pe alte traiectorii, cum ar fi T_3 sau T_4 . De exemplu, în cazul traiectoriei T_3 , observăm că are loc o evoluție în spirală a ratei dobânzii și a venitului. La fel, în cazul traiectoriei T_4 , avem creșteri mari ale ratei dobânzii, urmate de descreșteri rapide ale acesteia, ceea ce poate crea probleme pe piața banilor.

O analiză similară se poate face în cazul unei creșteri a masei monetare. În figura 2.10 se reprezintă acest caz.

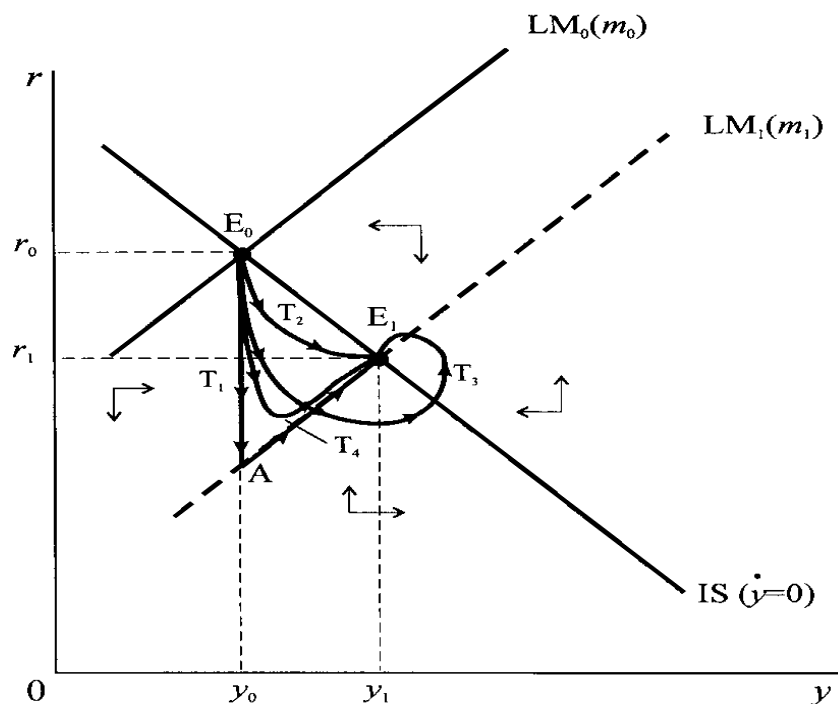


Figura 2.10

Se observă că, acum, curba LM se deplasează spre dreapta jos, formând un nou punct de echilibru E_1 cu curba IS. Se pot, de asemenea, analiza traiectoriile posibile ale economiei între cele două puncte de echilibru și consecințele pe care fiecare dintre aceste traiectorii le are asupra pieței bunurilor, respectiv pieței banilor.

2) Modelul AD-AS dinamic discret

Pentru a obține modelul AD-AS dinamic în formă discretă, vom face la început două ipoteze de bază care vor permite deducerea ecuațiilor acestuia.

Prima ipoteză este aceea că, în economie, prețurile p sunt flexibile și, deci, există inflație. Pe termen lung, rata inflației curente π tinde către o valoare constantă, în timp ce, pe termen scurt, există un raport invers proporțional între inflația curentă π și inflația așteptată π^e .

Pe baza acestei ipoteze, **ecuația ofertei agregate, AS** poate fi scrisă în modul următor:

$$\pi_t = \pi_t^e + \alpha f(Y_t - \bar{Y}_t) + (1 - \alpha) S_t \quad (1)$$

Aici $\pi_t = (p_t - p_{t-1}) / p_{t-1}$ reprezintă rata inflației curente, π_t^e - rata anticipată a inflației, Y_t - outputul curent, \bar{Y}_t - outputul potențial, S_t - șocul ofertei, α și f fiind parametri pozitivi.

Ecuația (1) explicitează factorii care influențează rata inflației. Un prim factor este reprezentat de condițiile pieței, a căror influență este dată de $\alpha f(Y_t - \bar{Y}_t)$. Dacă $Y_t > \bar{Y}_t$, atunci avem un decalaj inflaționist, iar dacă $Y_t < \bar{Y}_t$, un decalaj recesionist.

Al doilea factor îl reprezintă așteptările agenților economici. Aceștia se așteaptă ca prețurile să crească, să scadă sau să rămână constante. În raport cu aceste așteptări, se determină o inflație așteptată, π_t^e mai mare sau mai mică.

Există mai multe modalități de formare a așteptărilor. Astfel, **așteptările de extrapolare** se formează prin extrapolarea comportamentelor trecute ale agenților economici, variabilele economice implicate răspunzând lent la ce se întâmplă în prezent cu inflația.

Așteptările adaptive depind de eroarea de predicție făcută asupra inflației curente. Evident că inflația anticipată, π_t^e este cu atât mai mare cu cât inflația curentă, π_t este mai mare. În acest caz, există mai multe relații de legătură între cele două rate, cum ar fi:

- (i) $\pi_t^e = \pi_{t-1}$
- (ii) $\pi_t^e = 0.5\pi_{t-1} + 0.5\pi_{t-2}$
- (iii) $\pi_t^e = \sum_{i=1}^n a_i \pi_{t-i}$; $\sum_{i=1}^n a_i = 1$

Al treilea factor de influență îl reprezintă șocurile aleatoare, introduse prin termenul $(1-\alpha)S_t$, unde S_t reprezintă mărimea șocului ofertei, iar $(1-\alpha)$ un factor de corecție. Pentru simplitate, putem presupune, în continuare, că $\alpha=1$, deci nu se ia în considerare șocul ofertei.

A doua ipoteză, pe care o vom utiliza pentru a obține curba cererii agregate, AD este aceea că **economia este deschisă**, deci există un sector extern (pentru explicitarea conceptului de economie deschisă vezi și partea a IV -a)). În acest caz, cererea agregată din anul t, D_t este dată de relația:

$$\begin{aligned} D_t &= C_t + I_t + G_t + X_t - M_t = \\ &= C_t + I_t + G_t + NX_t \end{aligned} \tag{2}$$

unde NX_t este exportul net (soldul contului curent), celelalte variabile sunt cu relațiile obișnuite.

Introducerea exportului net necesită luarea în considerare a pieței valutare, deci utilizarea **ratei de schimb**. Să notăm cu E_t rata de schimb nominală, definită ca raportul de schimb dintre două valute naționale și cu e_t rata de schimb reală. Între aceste două mărimi există relația:

$$e_t = E_t \frac{p_t^*}{p_t} \quad (3)$$

unde p_t^* reprezintă indicele prețurilor bunurilor naționale în străinătate, iar p_t indicele prețurilor bunurilor naționale pe plan intern.

Dacă e_t crește atunci competitivitatea produselor interne pe piața externă crește, iar dacă e_t scade, atunci competitivitatea produselor interne pe piața externă scade.

Ecuția (3) se mai scrie:

$$\begin{aligned} e_t &= E_t \frac{p_t^*}{p_t} = E_t \frac{p_{t-1}^* (1 + \pi_t^*)}{p_{t-1} (1 + \pi_t)} = E_{t-1} \frac{p_{t-1}^*}{p_{t-1}} \frac{E_t}{E_{t-1}} \frac{1 + \pi_t^*}{1 + \pi_t} \\ &= e_{t-1} \frac{(1 + \varepsilon_t)(1 + \pi_t^*)}{1 + \pi_t} \end{aligned} \quad (4)$$

unde $\varepsilon_t = \frac{E_t - E_{t-1}}{E_{t-1}}$ reprezintă **rata de modificare a ratei de schimb nominale**,

iar π_t^* reprezintă **rata inflației externe**. Vom presupune, pentru simplitate, că π_t^* este constantă, deci:

$$\pi_t^* = \pi^* \quad (5)$$

Rata de schimb reală exprimă efectul contului curent asupra cererii agregate. Între rata de schimb reală, e și exportul net, NX există un raport invers proporțional. Cu cât rata de schimb reală este mai mare, cu atât exportul net este mai mic și invers (figura 2.11).

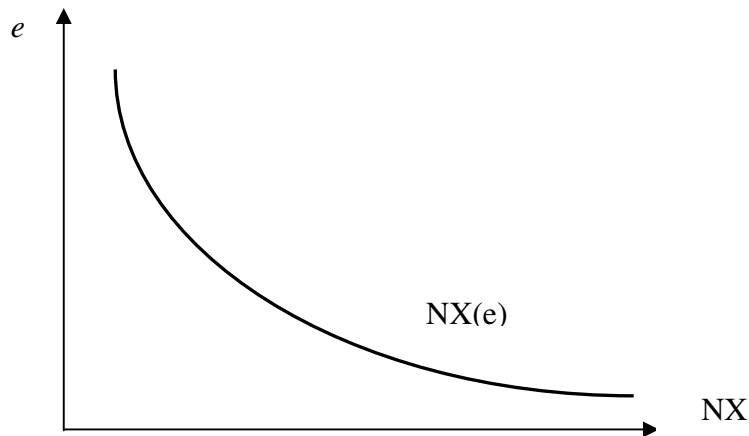


Figura 2.11: Curba exportului net (NX)

Pentru a determina ecuația cererii agregate, AD vom utiliza ecuațiile modelului pieței bunurilor și serviciilor:

$$\begin{cases}
 D_t = C_t(Y_t^d) + I_t(r_t) + G_t + NX_t(e_t) & (6) \\
 Y_t^D = Y_t - T_t & (7) \\
 T = T_0 + \tilde{t} Y_t, & T_0 > 0; & 0 < \tilde{t} < 1 & (8) \\
 C_t = C_0 + c Y_t^d, & C_0 > 0; & 0 < c < 1 & (9) \\
 I_t = I_0 + I_r r_t, & I_0 > 0; & I_r < 0 & (10) \\
 NX_t = N_0 + N_e e_t & N_0 > 0; & N_e < 0 & (11) \\
 D_t = Y_t & (12)
 \end{cases}$$

Înlocuind ecuațiile (6) - (11) în (12) obținem:

$$Y_t = \frac{1}{1-c(1-\tilde{t})} A + \frac{N_e}{1-c(1-\tilde{t})} e_t + \frac{I_r}{1-c(1-\tilde{t})} \quad (13)$$

unde $A = C_0 + I_0 + N_0 + G_t - cI_0$ reprezintă **cheltuielile autonome**.

Notând cu $k = \frac{1}{1-c(1-\tilde{t})} > 0$ multiplicatorul cheltuielilor autonome,

obținem **ecuația cererii agregate**, AD de forma:

$$Y_t = k(A + N_e e_t + I_r r_t) \quad (14)$$

Ecuția (1) a ofertei agregate, AS și ecuația (14) a cererii agregate, AD descriu, în cadrul modelului AD-AS dinamic, funcționarea pieței bunurilor și serviciilor. Să descriem, în continuare, funcționarea pieței financiare. Pentru aceasta, vom introduce **rata reală a dobânzii (condiția Fisher)**:

$$r_t = i_t - \pi_t^e \quad (15)$$

unde i_t este rata nominală a dobânzii iar π_t^e este rata inflației așteptate.

Oferta reală de bani este dată de ecuația:

$$m_t^s = \frac{M_t}{p_t} = \left(\frac{M}{p} \right)_t \quad (16)$$

unde M_t este masa monetară în anul t , iar p_t nivelul prețurilor în același an t .

Cererea reală de bani se scrie:

$$m_t^d = M_y Y_t + M_i i_t, M_y > 0; M_i < 0 \quad (17)$$

unde M_y este coeficientul de sensibilitate a cererii de bani la mărimea outputului, iar M_i coeficientul de sensibilitate a cererii de bani la mărimea ratei nominale a dobânzii.

Condiția de echilibru a pieței financiare este:

$$m_t^s = m_t^d \quad (18)$$

Înlocuind în (18) relațiile (16) și (17) obținem:

$$\frac{M_t}{p_t} = M_y Y_t + M_i i_t \quad (19)$$

care descrie funcționarea la echilibru a pieței financiare. De regulă, se presupune că valoarea de echilibru pe termen lung a ratei reale a dobânzii, \bar{r} este zero, deci rata reală a dobânzii, $r_t \rightarrow \bar{r}$ când $t \rightarrow \infty$.

Notând cu μ_t **rata de creștere a masei monetare**, avem:

$$\left(\frac{M}{p}\right)_t = \left(\frac{M}{p}\right)_{t-1} (1 + \mu_t - \pi_t) \quad (20)$$

care este ecuația de dinamică a ofertei de bani reală.

Ecuațiile (4) și (20) reprezintă relațiile de dinamică ale modelului AD-AS. Ele sunt ecuații cu diferențe finite de ordinul întâi omogene.

Modelul dinamic discret AD-AS se poate atunci rescrie în întregime sub forma următoare:

$$\pi_t = \alpha f(Y_t - \bar{Y}) + \pi_t^e + (1 - \alpha)S_t \quad (21)$$

$$\pi_t^e = \sum_{i=1}^n \alpha_i \pi_{t-i}, \quad \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1 \quad (22)$$

$$Y_t = k(A + N_e e_t + I_r r_t) \quad (23)$$

$$r_t = i_t - \pi_t^e \quad (24)$$

$$m_t^d = M_y Y_t + M_i i_t \quad (25)$$

$$\left(\frac{M}{P} \right)_t = \left(\frac{M}{P} \right)_{t-1} (1 + \mu_t - \pi_t) = \quad (26)$$

$$e_t = e_{t-1} \frac{(1 + \varepsilon_t)(1 + \pi^*)}{1 + \pi_t} \quad (27)$$

$$m_t^d = \left(\frac{M}{P} \right)_t = m_t^s \quad (28)$$

În cadrul modelului dinamic discret AD-AS se pot pune în evidență trei sectoare: **sectorul economiei reale**, descris de ecuațiile (21) - (23) și care are drept variabile endogene Y_t , π_t și π_t^e , **sectorul economiei monetare**, descris de ecuațiile (24), (25) și (26), având drept variabile endogene m_t^d și r_t și **un bloc al ecuațiilor de dinamică**, descris de ecuațiile (27) și (28), care furnizează modelului variabilele endogene e_t și $(M/p)_t$.

Variabilele exogene sunt \bar{Y} , S_t , i_t , μ_t , ε_t și π^* , celelalte elemente ale modelului fiind constante și parametri. Legăturile care se stabilesc între cele trei sectoare ale modelului AD-AS se reprezintă în figura 6.6.

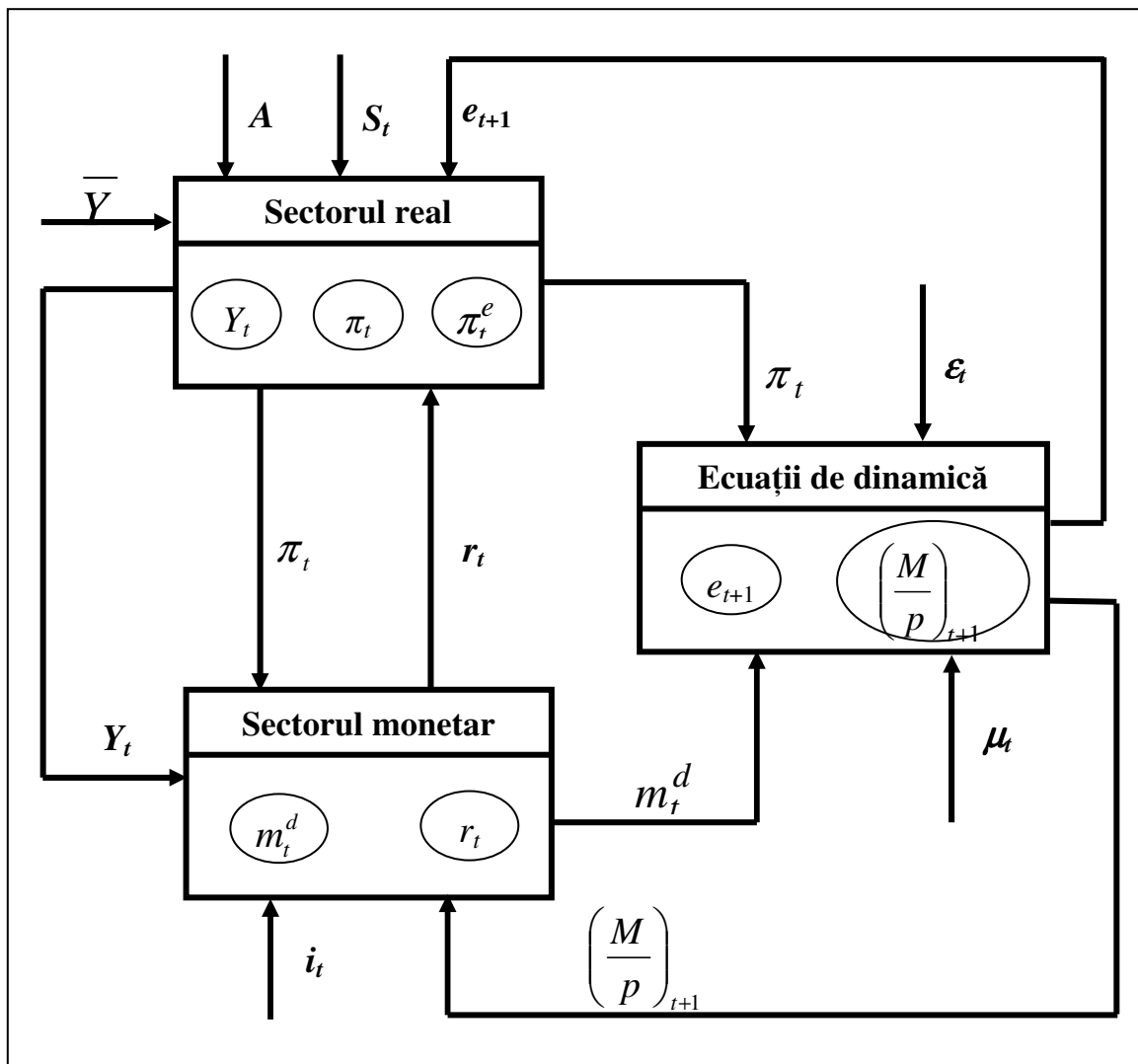


Figura 2.12 Legăturile intersectoriale ale modelului AD - AS dinamic

Comportamentul modelului dinamic discret AD-AS poate fi analizat în starea staționară și pe termen scurt, deci în perioada în care economia se deplasează între două echilibre succesive. Această analiză se poate face în două situații diferite și anume : (1) când rata de schimb nominală, E_t este fixată (rigidă), deci între cele două puncte de echilibru ea nu se modifică; și (2) când rata de schimb nominală, E_t este flexibilă, deci aceasta nu se modifică în trecerea de la un punct de echilibru la altul.

2.3 Modelarea bazată pe agenți în economie

Agenții și sistemele multiagent reprezintă o modalitate alternativă de analiză, modelare și implementare a sistemelor complexe. Viziunea bazată pe agenți oferă astăzi o gamă largă de instrumente, tehnici și paradigme cu un uriaș potențial de a îmbunătăți modul în care oamenii concep și utilizează tehnologia informațională. Agenții sunt și vor fi utilizați tot mai mult într-o mare varietate de aplicații, mergând de la sisteme de dimensiuni mici, cum ar fi filtrele personalizate pentru e-mail sau agenții pentru cumpărături (shopbot) și până la sisteme mari, deosebit de complexe, cum sunt organizațiile și sistemele economice virtuale. La o primă vedere, ar putea apărea că aceste tipuri de sisteme sunt extrem de diferite și că nu au nimic în comun unele cu altele. Dar, în toate aceste cazuri, poate fi utilizat conceptul de agent și metodele care derivă din acesta. Este remarcabil cât de mare este varietatea de aplicații ce poate fi caracterizată în termenii teoriei agenților și sistemelor multiagent.

Datorită gradului mare de interes și nivelului ridicat de activitate din acest domeniu, la început teoriile și metodele referitoare la agenți pot apărea haotice și incoerente. Ne propunem ca, în acest capitol, să introducem o mai mare coerență și ordine, fără a dezvolta prea mult acest domeniu multidisciplinar deosebit de vast.

Înainte de a trece la descrierea unor aplicații economice ale acestei teorii, să definim ce se înțelege prin termeni ca „agent”, „sistem bazat pe agenți” sau „sistem multiagent”. Există astăzi o literatură deosebit de bogată din acest domeniu, care conține o mulțime de definiții date acestor concepte cheie, fără să se manifeste, totuși, o încercare de unificare a diferitelor sensuri. Desigur că acest lucru nu constituie un obstacol în progresul rapid, atât teoretic cât și în ce privește aplicațiile practice ale domeniului, dar noile cunoștințe acumulate, noile paradigme introduse necesită, din timp în timp, reevaluarea termenilor cheie

prin reluarea efortului de redefinire a conceptelor, astfel încât să putem înțelege mai bine implicațiile și interdependențele fiecărui termen în parte.

Acest lucru îl vom face și noi în continuare, pornind de la o bibliografie cuprinzătoare. Mai întâi vom încerca să răspundem la întrebarea esențială: „Ce este un agent ?” Odată introdus conceptul de bază de agent, putem merge mai departe pentru a defini sistemul bazat pe agenți. Acesta, desigur, este un sistem în care elementul principal este cel de agent. În principiu, un sistem bazat pe agenți ar putea fi conceptualizat în termenii specifici agenților, dar implementat fără ca structurile sale să includă vreo referire la agenți. Este cazul multor aplicații practice actuale care, deși se subsumează teoriilor referitoare la agenți, nu menționează acest lucru în mod explicit. Desigur că o astfel de abordare este mai puțin productivă, astfel că ne vom aștepta ca sistemele proiectate ca sisteme bazate pe agenți să fie și implementate în continuare ținând cont de conceptul de agent.

În continuare, în acest paragraf, vom introduce sistemele multiagent, formate din mai mulți agenți interconectați. Sistemele multiagent reprezintă mijlocul ideal de a aborda probleme care au mai multe metode de rezolvare, mai multe modalități de structurare și/sau mai multe entități care le rezolvă (ca în cazul sistemelor distribuite). Astfel de sisteme au, deci, avantajul natural al rezolvării distribuite și concurente a problemelor dar, în același timp, au și avantajul suplimentar al reprezentării modalităților complexe de interacțiune. Tipurile principale de interacțiuni cum sunt cooperarea (lucrul împreună pentru atingerea unui scop comun), coordonarea (organizarea activității de rezolvare a problemelor astfel încât interacțiunile dăunătoare sunt eliminate iar cele favorabile sunt utilizate) și negocierea (ajungerea la un acord care este acceptabil pentru toate părțile implicate) reprezintă aspecte esențiale ale utilizării în practică a metodelor bazate pe agenți.

2.3.1 Ce este un agent ?

Conceptul de agent a devenit, în anii 90 ai secolului XX și în primii ani ai secolului XXI, un concept central în câteva dintre disciplinele științifice cu o dezvoltare de-a dreptul explozivă. Inteligența artificială (IA) și subdomeniul acesteia, inteligența artificială distribuită, științele complexității, cibernetica de ordinul trei, știința calculatoarelor, economia computațională ș.a. fac apel din ce în ce mai frecvent la conceptul de agent și la metodele derivate din acesta. Se vorbește deja despre o teorie a agenților și a sistemelor multiagent ca un domeniu relativ autonom al IA, deși există și alte discipline care revendică acest lucru.

Fără să existe încă o unitate de vederi în ceea ce privește definirea agenților, cercetările în această direcție avansează atât de rapid încât se poate spune că se conturează deja o concepție unitară și unificată asupra agenților, astfel încât ei să poată fi deja obiect de standardizare internațională.

În continuare, vom trece în revistă câteva definiții date agenților, vom introduce principalele proprietăți ale acestora și vom arăta impactul pe care utilizarea acestui concept îl are asupra diferitelor discipline științifice, tehnici și metodologii care sunt astăzi utilizate în diferite științe.

Deși noțiunea de agent a devenit centrală în cele mai diferite domenii științifice, există diferențe mari între sensurile date acestui concept precum și diferitelor utilizări ale sale în aceste domenii.

În dicționare, agentul este definit ca „cineva care, sau prin care se exercită putere sau produce un efect”¹⁾. Totuși, o astfel de definiție este prea generală pentru a putea fi considerată operațională; cel puțin ea indică faptul că agentul exercită o acțiune, schimbă ceva în mediul înconjurător. Mai precis, Shardlow arată că „Agenții fac lucruri, ei acționează: de aceea ei se numesc agenți” (Shardlow, 1990).

¹⁾ The Concise Oxford Dictionary, of Current English, (7 th edition), Oxford University Press, 1988

Agenții au deci un rol activ, inițiind acțiuni prin care este afectat mediul lor mai degrabă, decât ca ei să fie afectați de acest mediu. Doi termeni pot fi utilizați pentru a descrie această acțiune a agenților: *autonomia* și *raționalitatea* așa cum afirmă Wooldridge și Jennings (1995). *Autonomia* presupune, în general, că un agent funcționează fără intervenția directă a omului sau a altor agenți. *Raționalitatea* presupune că agenții inițiază orice acțiune în scopul maximizării performanței lor în raport cu o funcție de evaluare.

Totuși, acțiunea rațională autonomă, așa cum este definită, reprezintă un criteriu prea general pentru agenți, ceea ce face ca în această categorie să se regăsească o clasă prea largă de obiecte. De exemplu, conform acestei definiții, și un tranzistor care, în esență, reprezintă un dispozitiv electronic simplu, poate fi considerat ca fiind agent.

Poate mai multă precizie în acest domeniu este introdusă de definiția dată de Jennings, Sykara și Wooldridge (1998) pentru care „*un agent este un sistem de calcul situat într-un anumit mediu, care este capabil de acțiune autonomă flexibilă pentru a realiza obiectivele sale proiectate*” (Jennings, Sykara, Wooldridge, 1998, p.8).

Se observă că acum se folosesc trei concepte cheie pentru a defini un agent: poziționarea în raport cu mediul, autonomia și flexibilitatea. Poziționarea, în acest context, înseamnă că agentul primește inputuri de la mediul său și că el poate executa acțiuni care schimbă acest mediu într-un anumit fel. Astfel, Internetul reprezintă un mediu în care poate fi situat un astfel de agent dar, tot așa de bine, acest mediu poate fi și realitatea fizică. Poziționarea reprezintă o proprietate fundamentală a agenților, care-i deosebesc de alte sisteme, de exemplu de sistemele expert. Acestea din urmă nu interacționează direct cu mediul, primind informația și cunoștințele prin intermediul inginerului de cunoștințe, care este un om. În acest mod, sistemul expert nu acționează direct asupra mediului, ci prin intermediul factorului uman.

Autonomia este înțeleasă aici ca absența intervenției umane sau a altor agenți, deci un agent își poate controla complet propriile acțiuni și starea sa

internă. Uneori autonomia este înțeleasă, într-un sens mai strict, ca și capacitatea pe care o are agentul de a învăța din propria sa experiență (de exemplu, în (Russell, Norvig, 1995)).

Flexibilitatea presupune, în esență, că agentul este: *responsiv* (deci percepe mediul și răspunde la timp la schimbările ce apar în el); *proactiv* (adică acțiunile sale nu reprezintă simple reacții la mediu, ci este capabil să exercite un comportament orientat către un anumit scop și să inițieze acțiuni care îl apropie de aceste scopuri); și *social* (deci agentul este capabil să interacționeze cu alți agenți artificiali sau umani pentru a-și rezolva propriile probleme și a-i ajuta pe alții în activitățile lor).

J. Ferber (1995) detaliază și mai mult lucrurile, el spunând, în esență, că agenții sunt entități reale (fizice) sau virtuale care:

- Acționează într-un mediu specificat;
- Comunică cu alți agenți;
- Urmează un set de tendințe, reprezentând obiective sau optimizează o funcție;
- Dispun de resurse;
- Percep mediul înconjurător până la o anumită limită;
- Reprezintă intern mediul înconjurător (unii agenți doar reacționează);
- Oferă cunoaștere și servicii;
- Se autoreproduc (opțional);
- Satisfac obiective bine definite, ținând cont de resurse, cunoștințe, percepție, reprezentare și stimuli.

Desigur că o astfel de definiție este prea cuprinzătoare pentru a putea separa mai bine agenții de alte tipuri de sisteme. S-a observat astfel că, aplicând o astfel de definiție, putem încorpora în categoria agenților și mușuroaielor de furnici, roiurile de albine sau bancurile de pești. Poate că acest lucru nu este însă departe de adevăr.

Recent, agenții au fost definiți extrem de sintetic, dar cuprinzător într-un raport pentru Agentlink, comunitatea europeană a oamenilor de știință din acest domeniu, de către **Luck, M.**, ș.a. (2001) La întrebarea „Ce este un agent ?” se răspunde: „Agenții pot fi definiți ca fiind entități computaționale rezolvoitoare de probleme, autonome, capabile să execute operații în medii dinamice și deschise” (Luck, Mcbumey, Preist, 2001, pag. 9). Dacă prima parte a acestei definiții este compatibilă cu celelalte definiții discutate mai sus, a doua parte a ei arată că interesul s-a deplasat de la sistemele de calcul individuale, staționare, privite mai mult ca instrumente capabile să-l ajute pe om în activitățile sale, către situația în care puterea acestor sisteme de calcul este utilizată pentru a acționa în medii distribuite, impredictibile, deschise și dinamice. În astfel de medii, sisteme eterogene (oameni, mașini, ecosisteme ș.a.) trebuie să interacționeze, să depășească limitele organizaționale sau naturale și să funcționeze eficient, în condițiile unor situații-problemă care se modifică rapid și dramatic, pentru a-și realiza scopurile proprii sau anumite obiective comune.

Thomas Schelling a fost primul economist care a aplicat noile metode ale A-life în studiul sistemelor. El a creat o economie virtuală utilizând pentru aceasta o tablă de șah și monede de diferite valori care se puteau mișca pe această tablă reprezentând anumite reguli simple. Aplicând regulile respective a constatat că preferințe foarte slabe pentru a locui și lucra într-o anumită parte a mesei de șah conduc, după multiple iterații, la diferențe foarte mari între localizarea monedelor (segregare).

Biologul **Tim Ray** se pare că a fost primul care a utilizat termenul de „agent” în sensul său actual. El a studiat programe care se puteau autocopia în memoria calculatorului, aceste programe având ca durată de viață finită. Programele erau lăsate să ruleze mai mult timp și ele se angajau în activități echivalente cu competiția, fraudă și reproducerea. Când agenții-programe realizau copii ale lor în memoria calculatorului, se schimba în mod aleator o linie de cod. Astfel, se introduceau mutații, unele dintre acestea fiind distructive și

provocând „moartea” programului, dar altele făceau ca un program-agent să-și îndeplinească mai bine rolul, în sensul că ele aveau nevoie de mai puține instrucțiuni și erau capabile să se autocopieze mai rapid, mai sigur și să ruleze mai repede. Programele-agenți mai scurte se reproduceau mai repede și, foarte curând, ele îi înlăturau pe „competitorii” lor mai lenți.

După 1990, prin lucrările lui Arthur et. al. [2], S. Kaufman, R. Axelrod [3], ș.a. conceptele de agent și MBA au început să fie dezvoltate în direcția modelării sistemelor complexe, a căror structură este compusă din entități/agenți care cooperează în vederea realizării unui scop comun.

2.3.2 Definirea agenților în sens larg și în sens restrâns

Sintetizând conținutul diferitelor definiții date agenților în literatură, se poate spune că se întâlnesc astăzi două mari tipuri de astfel de definiții: definiții în sens larg și, respectiv, definiții în sens restrâns.

Noțiunea de *agent în sens larg* este utilizată pentru un sistem (entitate) computațional cu următoarele proprietăți:

- *autonomie*: agentul operează fără intervenția directă a oamenilor sau a altor sisteme și are un anumit tip de control asupra acțiunilor (activităților) proprii și stării interne;

- *reactivitate*: agentul percepe mediul înconjurător (care poate fi realitatea fizică, un utilizator prin intermediul unui interfețe grafice, o mulțime de alți agenți, Internet sau Intranet, o combinație a acestora ș.a.) și răspunde de o anumită manieră la schimbările continue și neanticipate care au loc în mediu;

- *proactivitate*: agentul nu reacționează doar ca răspuns la schimbările din mediul înconjurător; el este capabil să aibă comportamente orientate către atingerea unor scopuri, având în acest sens inițiativă proprie;

- *abilitate socială*: agentul interacționează cu alți agenți (și posibil oameni) utilizând un anumit limbaj de comunicare, care este înțeles de toți ceilalți agenți (sau oameni).

Uneori, conceptul de agent are un înțeles mai restrâns și mai specific. De exemplu, când noțiunea de agent se utilizează în IA, tehnologia software sau în procesele de control distribuit, acestuia i se asociază, pe lângă proprietățile generale introduse mai sus, și alte proprietăți care nu se regăsesc și la ceilalți agenți.

Astfel de atribute, caracteristice *agentului în sens restrâns*, pot fi următoarele:

- *mobilitatea*: agentul are abilitatea de a se deplasa într-o rețea (de exemplu pe WWW);

- *capabilitatea*: agentul nu comunică informații false;

- *bunăvoința*: agentul nu are scopuri conflictuale în raport cu alți agenți și execută întotdeauna ceea ce i se cere;

- *intelența*: agentul acționează asemănător, în unele privințe, cu o ființă inteligentă.

În ceea ce privește ultima caracteristică, cea de intelență, ea presupune înzestrarea unui agent cu calități cum ar fi: cunoașterea, convingerea, intenția, obligația, emotivitatea ș.a. Asupra agenților intelenți vom reveni pe larg într-un paragraf ulterior.

2.3.3 Agenți și sisteme multiagent

Prin *sistem bazat pe agenți* (ABS) se înțelege un sistem de calcul în care elementul cheie îl reprezintă agentul. În principiu, un astfel de sistem poate fi proiectat în funcție de agenți, dar implementat fără ca structurile sale să corespundă într-un fel agenților. Acest lucru este similar software-ului orientat

obiect, în care este posibil să se proiecteze un program în funcție de obiecte, dar acesta să fie realizat fără utilizarea unui mediu de programare orientat obiect.

Desigur că o astfel de abordare nu este cea mai de dorit, atât în cazul sistemelor bazate pe agenți cât și în cel al software-ului orientat obiect.

Un ABS este deci un sistem care poate conține unul sau mai mulți agenți. Pot exista sisteme care conțin un singur agent și sisteme cu mai mulți agenți. Există aplicații practice în care un singur agent este suficient. Astfel, sistemele asistent personal, în cadrul cărora agentul acționează ca un expert, ajutând un utilizator să execute pe calculator anumite operații, reprezintă astfel de sisteme. Totuși, sistemele multiagent în care sistemul bazat pe agenți este proiectat și implementat ca un sistem care conține mai mulți agenți interactivi este considerat ca fiind mai general și mai interesant din punct de vedere practic, dar și mai greu de realizat.

Sistemele multiagent reprezintă sisteme bazate pe agenți care sunt apte să reprezinte probleme care au multiple metode de rezolvare a problemelor, perspective multiple și/sau entități rezolvitoare de probleme multiple. Deci ele au avantajele sistemelor distribuite și concurente de rezolvare a problemelor, dar mai au și avantajul suplimentar al modalităților sofisticate de interacțiune.

Tipurile principale de interacțiune ce pot fi găsite în sistemele multiagent includ: *colaborarea, coordonarea, cooperarea și negocierea.*

Colaborarea stabilește maniera de repartizare a unei sarcini între mai mulți agenți, fiind posibil să se utilizeze aici tehnici specializate sau distribuite.

Coordonarea realizează maniera în care acțiunile pentru îndeplinirea diferitelor sarcini pot fi organizate în timp și spațiu pentru a realiza obiectivele. Deoarece apar frecvent diferite complicații, se pune și problema de a putea să le limităm efectele. Tehnicile de negociere servesc aici la a satisface părțile implicate, stabilind compromisuri ce permit depășirea naturii conflictului.

Cooperarea este forma generală de interacțiune cea mai studiată în studiul sistemelor multiagent. Într-o manieră simplă, ea poate fi redusă la a determina

cine ce face, când și cu ce mijloace, în ce mod și cu cine. Ea constă în rezolvarea unor subprobleme, prin repartizarea de sarcini, coordonarea acțiunilor și rezolvarea conflictelor ce pot să apară.

Negocierea presupune realizarea coordonării, cooperării și coordonării agenților din cadrul sistemului multiagent prin mediere, adică prin folosirea unor agenți mediatori, în vederea aplanării conflictelor.

A. Newell, într-o celebră lucrare apărută în 1990, a fost cel care a arătat necesitatea și posibilitatea utilizării în procesele de negociere a inteligenței artificiale și *“elaborării unor sisteme care să țină seama de schimbarea continuă a mediului înconjurător”* (Newell, 1990). Acest lucru necesită schimbarea a însăși elementelor de bază ale raționamentului din cadrul sistemelor respective. Așa au apărut *sistemele bazate pe cunoaștere*, din care se poate spune, fără a greși prea mult, că fac parte și sistemele bazate pe agenți.

Preocupările legate de introducerea inteligenței artificiale în sistemele multiagent au dus la un progres rapid în anii 90 către așa numita *inteligență comportamentală*, în care, conform lui R. Brooks (1991), inteligența este produsul interacțiunii dintre un agent și mediul său. În plus, Brooks afirmă faptul că *“comportamentul inteligent emerge din interacțiunea dintre comportamente mai simple, dar diferite între ele”* (Brooks, 1991, p. 1419). Aceste comportamente interacționează între ele în moduri diferite. De exemplu, un comportament poate decurge din outputul altui comportament. Aceste comportamente sunt organizate în ierarhii multinivel, în care la nivele de bază se află comportamente mai puțin abstracte (de exemplu, ocolirea unui obstacol în cazul agenților fizici de tip robot) și la nivele superioare se află comportamente din ce în ce mai abstracte.

Pentru a încorpora inteligența comportamentală în sistemele multiagent au fost propuse arhitecturi hibride, care să încorporeze atât proprietățile metodei de organizare bazată pe raționamentul logic, cât și ale celei bazate pe comportamentul reactiv la mediu. Astfel de arhitecturi erau organizate fie

vertical (astfel încât doar un singur nivel să aibă acces la senzorii și efectorii agentului), fie orizontal (astfel ca toate nivelele să aibă acces la senzorii de intrare și la acțiunea de ieșire a agentului). În figura 2.11 sunt reprezentate aceste două tipuri de arhitecturi.

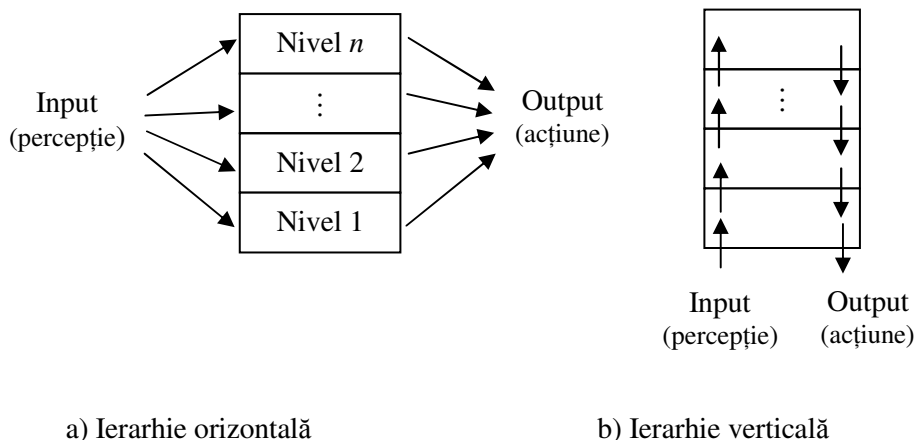


Figura 2.11

Se observă că nivelele sunt aranjate într-o ierarhie, fiecare nivel din ierarhie operând cu informații despre mediu la diferite nivele de abstractizare. Multe arhitecturi consideră ca fiind suficiente trei nivele. Astfel, la nivelul cel mai de jos din ierarhie se află un **agent „reactiv”**, care ia decizii privind acțiunile ce le va întreprinde doar pe baza inputului asigurat de senzori. Nivelul din mijloc acționează ca un **agent al cunoașterii**, generalizând comportamentele relevate de primul nivel și folosind reprezentări simbolice. Al treilea nivel al arhitecturii, cel superior, tinde să opereze cu aspecte sociale ale mediului și de aceea se numește agentul cunoașterii sociale sau **meta-agent**. Aici găsim reprezentări despre ceilalți agenți – scopurile acestora, convingerile, comportamente posibile ș.a.

Pentru a produce comportamentul global al agentului, aceste nivele interacționează între ele; modul specific de interacțiune depinde de arhitectură. În unele cazuri, fiecare nivel produce el însuși sugestii privind acțiunea pe care o va executa. În acest caz, medierea dintre aceste nivele astfel încât să se asigure un comportament general și consistent al agentului devine ea însăși o problemă.

Frecvent medierea în sistemele multiagent este realizată de un subsistem de control care determină care nivel ar trebui să aibă controlul general al agentului. Acest subsistem de control poate fi el însuși un agent, numit și agent mediator, ale cărui intrări sunt informații privind stările nivelelor controlate, iar ieșiri sunt acțiuni care asigură consistența și coerența de comportament a agentului.

O ultimă tendință în realizarea sistemelor multiagent este cea care pornește de la agenții care au raționamente practice. Aceștia sunt acei agenți a căror arhitectură este inspirată din modalitatea practică de gândire a oamenilor. Prin raționament practic se înțelege un mod pragmatic de a decide și acționa. Teoriile despre raționamentul practic fac, de regulă, referire la o psihologie a populației, în care comportamentul este înțeles ca un rezultat al atitudinilor, cum ar fi credințele, dorințele, intențiile ș.a.m.d. Comportamentul uman poate fi privit ca apărând din interacțiunile dintre aceste atitudini.

Arhitecturile care imită raționamentul practic sunt modelate ținând cont de aceste interacțiuni. Modelele de acest tip se numesc *modele BDI* (Belief-Desire-Intention) (Georgeoff, Kinny, (1997)). Agenții *BDI* sunt caracterizați de o anumită „stare mentală” care specifică valorile atribuite celor trei componente: convingeri, dorințe și intenții. Foarte general, *convingerile* corespund informației pe care agentul o are despre mediul său înconjurător. *Dorințele* reprezintă opțiuni disponibile agentului - diferite stări posibile ale afacerilor pe care agentul le poate alege și pentru care ar trebui să aloce resurse. În sfârșit, *intențiile* reprezintă stări ale afacerilor pe care agentul le-a ales și cărora le-a alocat resurse.

Funcționarea unui agent *BDI* include actualizarea repetată a convingerilor utilizând informația despre mediu, decizia privind opțiunile care sunt disponibile, filtrarea acestor opțiuni pentru a determina noi intenții și acțiunea pe baza acestor intenții. Astăzi, arhitecturile *BDI* sunt cele mai utilizate în proiectarea sistemelor bazate pe agenți.

2.3.4 Tipologia (clasificarea) agenților și sistemelor bazate pe agenți

Să introducem, în continuare, tipurile principale de agenți care pot să apară în astfel de sisteme multiagent. Tipologia agenților este, în prezent, destul de ramificată, utilizându-se criterii de clasificare diferite cum ar fi: proprietățile agenților, funcțiile realizate, numărul de agenți de diferite tipuri încorporați ș.a.

În raport cu *proprietățile* pe care le au agenții, distingem (Brodshaw, 1997):

- *agenți autonomi*: agenți proactivi, orientați către un scop și acționând conform acestuia, fără să fie necesară intervenția utilizatorului, confirmarea și acordul acestuia;

- *agenți adaptivi*: agenți care se adaptează dinamic și învață despre și din mediul lor înconjurător. Deci acești agenți se adaptează la incertitudine și schimbare;

- *agenți reactivi*: agenți care sunt activați de evenimente și senzitivi la conjunctura din domeniul realității înconjurătoare. Acești agenți sunt capabili să simtă și să acționeze;

- *agenți mobili*: agenți care se deplasează unde este nevoie, posibil urmând un itinerar. Deplasarea se poate face într-un spațiu real sau virtual;

- *agenți interactivi*: agenți care interacționează cu oamenii, alți agenți, sisteme legale și surse informaționale;

- *agenți cooperativi*: agenți care își coordonează acțiunile și negociază pentru a atinge obiective comune;

- *agenți sociali*: agenți care colaborează cu alți agenți și/sau oameni pentru a atinge scopuri comune;

- *agenți cu personalitate*: agenți având caracteristici de personalitate umane cum ar fi emoții, intenții, convingeri, răspunderi ș.a.;

- *agenți inteligenți*: agenți care încorporează caracteristici ce definesc inteligența umană cum sunt introspecția, învățarea, adaptarea, ș.a.

După *funcțiile realizate*, agenții se pot clasifica în:

- *agenți informaționali*: agenți care colectează informație din surse multiple eterogene și trimit informație către surse multiple;

- *agenți interfață utilizator*: agenți care comunică cu oamenii utilizând diferite tipuri de interfețe, inclusiv limbajul natural;

- *agenți reactivi* (actori): agenți care execută anumite operații în mod autonom și în timp real ca urmare a apariției anumitor evenimente sau mesaje în mediul înconjurător;

- *agenți mediatori*: agenți care mijlocesc alocarea resurselor de orice fel între oameni și/sau alte categorii de agenți.

Clasificările referitoare la agenți sunt mult mai numeroase, dar considerăm că cele două clasificări introduse mai sus satisfac, deocamdată, cerințele construirii modelelor bazate pe agenți.

2.3.5 Agenții și mediul Înconjurător

Agenții există și funcționează într-un anumit mediu. Poate în nici un tip de sistem, mediul nu joacă un rol atât de important ca în cazul agenților.

Agenții percep mediul prin senzori și acționează asupra lui prin efectori (figura 2.12).

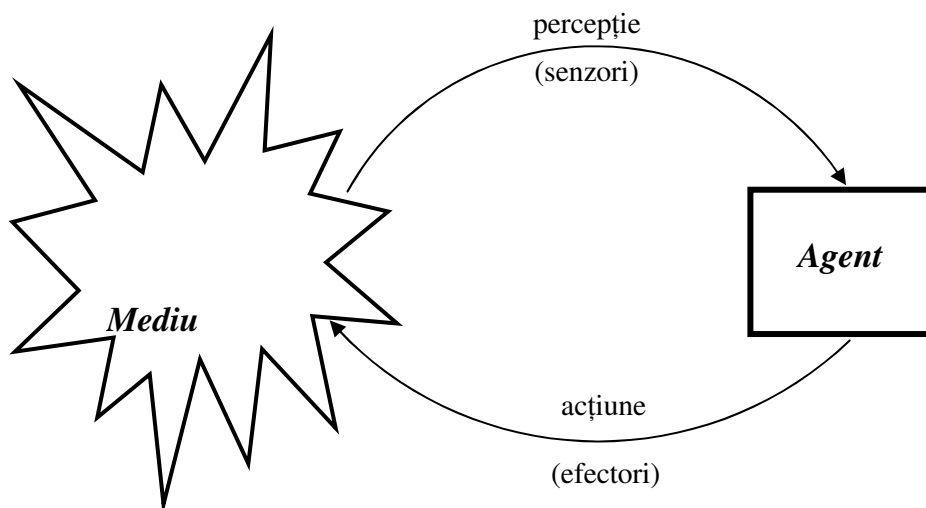


Figura 2.2

Am văzut că o proprietate fundamentală a agenților este *autonomia*. Totuși, autonomia nu trebuie înțeleasă în mod absolut. Practic, agenții nu pot fi nici total autonomi de influențe externe și nici complet dependenți de acestea. Ei întotdeauna depind într-o anumită măsură de factorii externi.

Un *mediu* reprezintă, în esență, condițiile în care există și funcționează un agent. Astfel spus, mediul definește proprietățile lumii în care agenții se află. Un mediu constă, deci, nu numai din toate entitățile aflate în jur, dar și din acele principii, legi și procese în care agenții există și interacționează. Proiectarea și implementarea agenților necesită luarea în considerare a acestor factori.

Un exemplu tipic de agent situat într-un mediu este mușuroiul de furnici. Furnicile interacționează una cu cealaltă prin intermediul feromonilor pe care ele îl depozitează în mediu și acesta le ghidează acțiunile. Numeroase interacțiuni individuale conduc la dezvoltarea emergentă a drumurilor urmate de furnici prin mediu. Totuși, mediul este mai mult decât un canal de comunicare. Agenții depind atât de suportul fizic, tangibil, cât și de ceilalți agenți. Două aspecte sunt deci critice pentru mediile agenților: cel *fizic* și cel *comunicațional*.

Mediul fizic definește acele principii și procese care guvernează și susțin o populație de entități (agenți). De exemplu, pentru agenții biologici (animale și plante), ne referim la mediul lor fizic ca la o nișă ecologică. În ce privește agenții artificiali, aceștia pot avea diferite cerințe pentru a supraviețui (funcționa), dar au nevoie de un mediu fizic (similar nișei ecologice) pentru a exista.

Din definiția dată mediului fizic se observă că elementele fundamentale ce îl definesc sunt *principiile și procesele*. *Principiile* sunt legile naturii ce exprimă adevărurile fundamentale care sunt esențiale în lumea care ne înconjoară. Pentru agenți, principiile mediului fizic se pot introduce sub forma unor legi, reguli, restricții și politici care guvernează și susțin existența fizică a agenților. După

(Weiss, 1999) și (Russell, Norvig, 1995), caracteristicile de bază pentru un mediu fizic se pot referi la:

- *accesibilitate*: în ce măsură mediul este cunoscut de către agent? Un mediu se spune accesibil dacă agentul poate să aibă acces la starea mediului relevantă pentru alegerea acțiunii următoare.

- *determinism*: în ce măsură agentul poate să prezică evenimente din mediu? Mediul este determinist când următoarea stare a acestuia poate fi determinată din starea curentă și din acțiunile alese de agenți.

- *diversitate*: cât de omogene sau de eterogene sunt entitățile din mediu?

- *controlabilitate*: în ce măsură agentul poate modifica mediul său?

- *volatilitate*: cât de mult poate mediul să se schimbe în timp ce agentul alege o acțiune următoare?

- *temporalitate*: este timpul divizat într-o manieră bine definită? De exemplu, acțiunile agentului se desfășoară continuu sau discret în timp?

- *localizare*: are agentul o locație distinctă în mediu care poate sau nu poate să fie aceeași ca locația altor agenți cu care el împarte mediu. Sau, toți agenții virtuali sunt colocatari? Cum se exprimă coordonatele care localizează agentul (sistem de coordonate, distanțe metrice, poziționare relativă) ?

Procesele reprezintă cea de-a doua caracteristică esențială a mediului. După (Parunak, 1996), un mediu se poate exprima sub forma:

$$\text{Mediu} = \langle \text{Stare}_e, \text{Proces}_e \rangle$$

unde *Stare_e* reprezintă o mulțime de valori care definesc complet mediul. Structura, domeniile de valori și variabilitatea acestor valori nu sunt restricționate în această definiție, fapt ce face ca să apară foarte multe diferențe între diferitele tipuri de medii. *Proces_e* reprezintă o acțiune executată autonom care schimbă starea mediului, *Stare_e*. Executată autonom înseamnă că procesul de desfășoară fără să fie invocat de o entitate exterioară.

Cel mai important fapt în definiția de mai sus dată mediului este că mediul însuși este activ, el având propriul său proces care schimbă starea sa – ce include agenții și obiectele din cadrul mediului – independent de acțiunile în care sunt implicați acești agenți.

Diferite medii fizice vor fi necesare pentru agenți de tipuri diferite și reciproc. În cazul agenților artificiali, mediul fizic este de cele mai multe ori mediul informațional, care poate include mijloace de transmisie, stocare și prelucrare a informației, mijloace de detecție și orientare în spațiu ș.a.

Pentru a susține această structură variată de mijloace tehnologice de procesare a informației se utilizează platforme de prelucrare comune. O platformă reprezintă baza pe care aplicațiile conținând agenți se realizează și care conține toate cerințele de mediu specifice ale agenților. FIPA (Federația Internațională a Agenților Fizici) a elaborat un standard, „Agent Platform” (FIPA, 1998) care definește o arhitectură abstractă pentru dezvoltarea aplicațiilor sistemelor bazate pe agenți.

În figura 2.13 se reprezintă această platformă.

Mediul fizic este un loc populat, deci poate conține și alți agenți. De aceea, atunci când se definește o aplicație, trebuie specificat dacă luăm sau nu alte entități, dacă mediul este deschis (deci pot intra în viitor alți agenți) sau închis. Populația mediului reprezintă totalitatea entităților luate în considerare.

Dacă în medii cu un singur agent, agenții sunt priviți ca *entități independente*, în medii cu mai mulți agenți, aceștia devin *entități interdependente*. Dacă în primul caz, agentul poate să acționeze singur, în al doilea caz el trebuie să comunice cu ceilalți agenți. Apare, astfel, conceptul de *mediu comunicațional*. Acesta conține, în primul rând, principiile și procesele care guvernează și susțin schimbul de idei, cunoștințe, informații și date. De asemenea, el conține acele funcții și structuri care sunt utilizate pentru a asigura comunicarea cu ceilalți agenți, cum ar fi roluri, grupuri și protocoale de interacțiune dintre roluri și grupuri.

Sistemul de Management al Agentului	<p><u>Execuția și monitorizarea acțiunilor agenților</u></p> <ul style="list-style-type: none"> • Funcții de bază • Identificare • Evidență • Înregistrare • Căutare • Mobilitate
Managerul de Securitate al Platformei	<p><u>Securitatea transferului de mesaje și obiecte</u></p> <ul style="list-style-type: none"> • Protocoale de securitate • Codificarea datelor • Semnătură digitală • Salvarea datelor
Canalul de Comunicații al Platformei	<p><u>Asigurarea funcțiilor de comunicare de bază</u></p> <ul style="list-style-type: none"> • Protocoale de comunicare • Formate de documente • Modalități de comunicare • Siguranța comunicării

Figura 2.13

Mediul comunicațional se poate atunci defini ca acele principii, procese și structuri care asigură o infrastructură pentru ca agenții să schimbe informații.

În esență, comunicarea presupune transmiterea informației de la o entitate la alta. Acest transfer de informație poate îmbrăca forme foarte simple (comunicare prin semne, de exemplu), până la forme extrem de complexe (de exemplu, comunicarea într-un proces de negociere).

Comunicarea se presupune că are loc doar dacă starea internă a agentului care a primit mesajul se schimbă. Altfel vorbim de transmitere de informație. O

modalitate de a determina dacă comunicarea a avut loc este deci să se ia în considerare rezultatul interacțiunii dintre doi agenți. În figura 2.14 sunt reprezentate diferite situații care pot apărea în comunicare. Se observă că avem cinci posibilități, dintre care cea mai complexă este situația e) în care cei doi agenți interacționează.

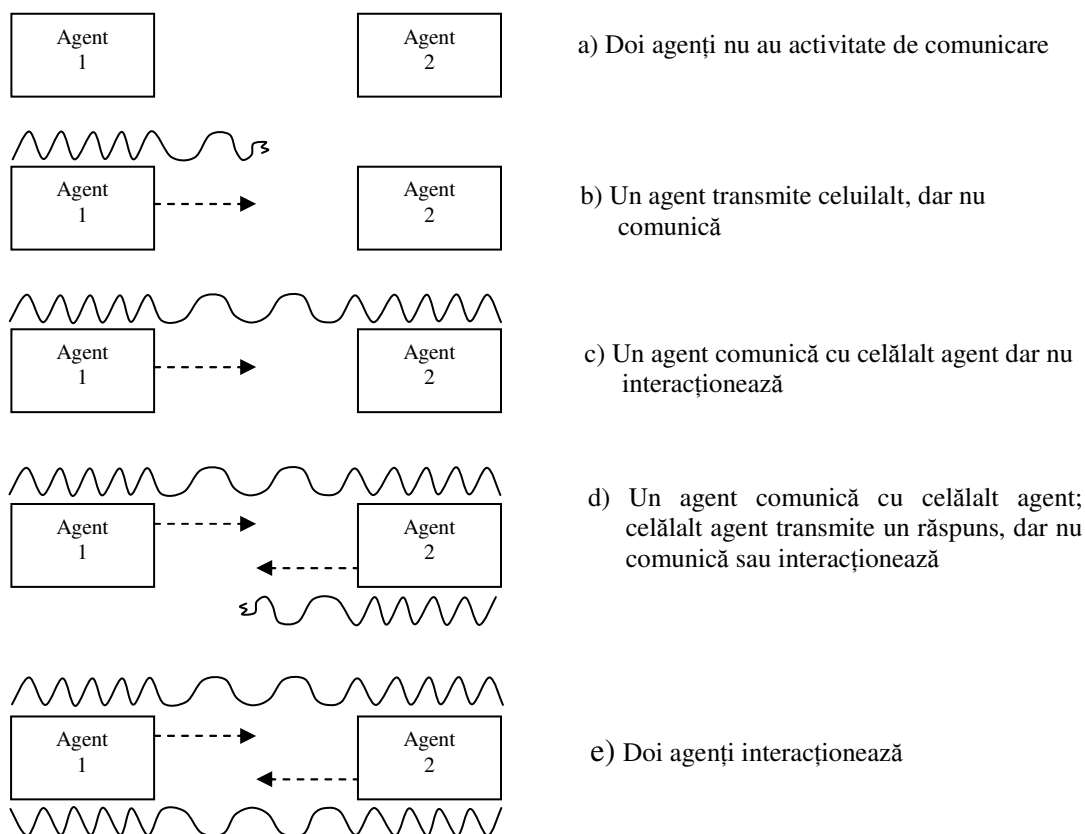


Figura 2.14

Interacțiunea dintre doi agenți presupune, deci, comunicarea bidirecțională dintre aceștia, altfel spus transmiterea de informație de la unul la celălalt și invers, informație care modifică starea internă a fiecărui agent în parte. Activitățile care sunt realizate de fiecare agent în procesul de comunicare se specifică în *protocoalele de comunicare*.

În sistemele bazate pe agenți, comunicarea și interacțiunea pot fi utilizate împreună. Acest lucru necesită introducerea, pe lângă protocoalele de

comunicare, și a *protocoalelor de interacțiune*. Luarea în considerare a interacțiunilor dintre agenți duce la necesitatea introducerii conceptului de mediu social.

Un *mediu social* este un mediu comunicațional în care agenții interacționează într-o manieră coordonată.

Rezultă deci că mediul social este inclus în mediul comunicațional. Nu toate comunicațiile dintre agenți sunt sociale, dar activitatea socială a agenților necesită comunicarea dintre aceștia. Mediul social este definit de coordonare, cooperare și competiție. În figura 2.15 se reprezintă raporturile dintre aceste concepte.

Mediul social este caracterizat de principii și procese, ca și celelalte medii, dar și de conținut, care îl diferențiază de mediul fizic și mediul comunicațional.

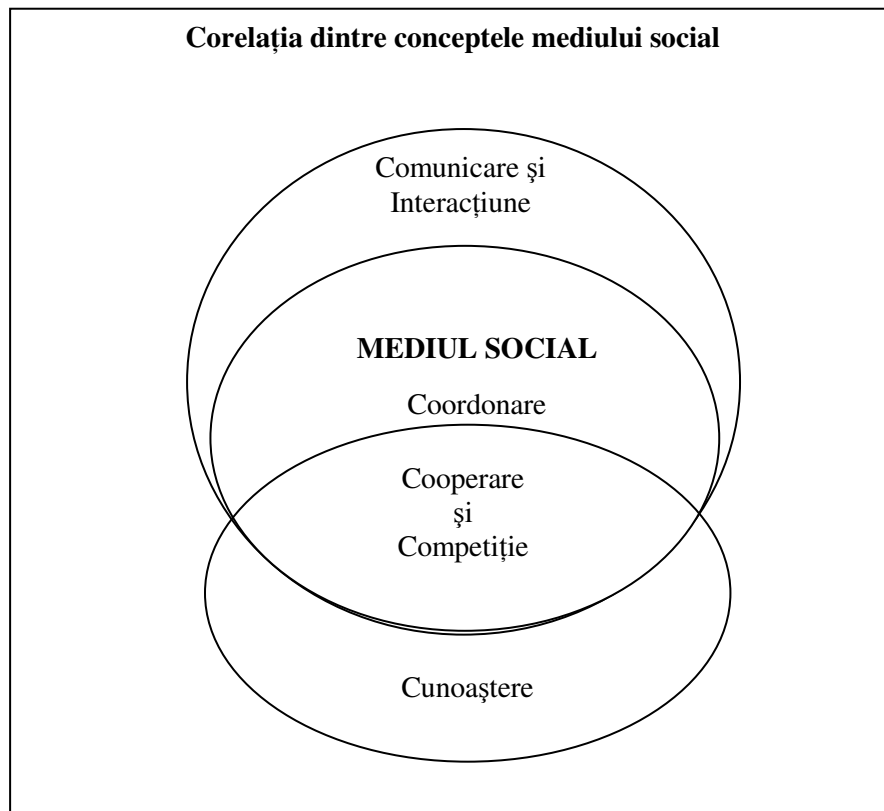


Figura 2.15

Principiile mediului social sunt reprezentate de norme, obiceiuri, valori, obligații, dependențe ș.a. Acestea sunt incluse într-o serie de reglementări care caracterizează mediul social și anume:

- *Limbajul de comunicare*: agenții comunică pentru a înțelege și a se face înțeleși. Mediile sociale bazate pe agenți trebuie să definească principiile sintactice, semantice și pragmatice ale limbajului de comunicare. În plus, trebuie definite tipurile de mesaje care vor fi utilizate (de exemplu, aserțiuni, lanțuri de aserțiuni, replici, cereri de comunicări) și antologia acestora. Deja au fost create limbaje de comunicare de tip agent cum ar fi FIPA ACL sau KQML.

- *Protocoale de interacțiune*: un protocol de interacțiune între agenți descrie o modalitate de comunicare ca o secvență acceptată de mesaje între entități și restricțiile privind conținutul acestor mesaje.

- *Strategii de coordonare*: agenții comunică pentru a-și atinge scopurile proprii și scopurile grupului social la care ei iau parte. Cooperarea, competiția, planificarea și negocierea sunt principii comune utilizate pentru a executa activități într-un mediu distribuit.

- *Politici sociale*: regulile care impun un comportament social acceptabil. Ele includ reguli implicite și explicite de comportament, raportul dintre influență și putere etc.

- *Cultura*: o mulțime de valori, credințe, dorințe, intenții, reguli morale care determină caracteristicile de mai sus (cultura afectează limbajul, protocolul de interacțiune, politicile sociale).

Procesele mediului social se referă la condițiile care determină ca agenții să interacționeze în mod productiv. În particular, acestea se referă la:

- *Managementul interacțiunii*: gestiunea interacțiunilor dintre entități pentru a asigura că ele aparțin protocolului de interacțiuni dintre agenți care a fost ales. Apartenența la acest protocol poate fi asigurată de agenții participanți la interacțiuni fără ca mediul să fie implicat.

- *Prelucrarea limbajului*: limbajul de comunicare poate fi analizat corect, el poate fi analizat corect dar să nu fie adecvat (de exemplu este contradictoriu), sau este corect dar neadecvat cu contextul agentului.

- *Servicii de coordonare*: care pot fi servicii de evidență ce localizează agentul prin metode de tip pagini albe (pentru agentul individual), pagini galbene (pentru colectivități de agenți) și pagini verzi (servicii oferite), precum și servicii de mediere ce acționează prin intermediul unui agent mediator.

Pentru mediul social, spre deosebire de celelalte medii ale agenților, este important și conținutul acestuia.

Conținutul mediului social se referă la:

- unitățile sociale (grupurile) la care agenții aderă;
- rolurile jucate de aceștia în interacțiunile sociale;
- toți ceilalți membri care joacă roluri în acele unități sociale.

Fiecare *unitate socială* (grup) reprezintă o mulțime de agenți asociați care au un interes sau un scop comun. Un grup poate fi vid dacă nu există agenți participanți; el poate conține un singur agent sau poate să aibă agenți multipli.

Un *rol* este o reprezentare abstractă a unei funcții, serviciu sau identitate a unui agent în cadrul unui grup.

Pentru un singur agent definirea rolurilor este destul de simplă; reprezentarea rolurilor în sistemele multiagent devine însă extrem de complicată, necesitând abordarea distinctă în cadrul teoriei agenților a unor astfel de sisteme.

2.3.6 Conceperea unui MBA

Conceperea unui MBA poate fi acum definit ca fiind procesul în care se rezolvă următoarele probleme:

1°) Care este *arhitectura agentului*, știind că comportamentul să depinde de această funcție. Se poate introduce o concepție generală care să permită legarea

comportamentului de aceste satisfacții? Vom denumi această problemă ca fiind *problema agentului și a relației acestuia cu mediul înconjurător*.

2°) Care sunt tipurile de interacțiune, adică succesiunea de influențe reciproce care permite mai multor agenți să-și optimizeze fiecare în parte satisfacție. Această problemă revine la cea a coordonării acțiunilor agenților, la cooperare și negocierea dintre agenți. De aceea, ea se mai numește *problema interacțiunilor agenților în cadrul MBA*.

3°) Cum poate fi făcut să evolueze comportamentul agenților astfel încât ei să învețe din experiența trecută și care sunt consecințele asupra comportamentului colectiv al sistemului multiagent care decurge din aceasta. Problema aceasta se mai numește și *problema adaptării și învățării în MBA (inteligenței agenților)*.

4°) Cum se realizează practic astfel de sisteme, care sunt programele software sunt necesare, ce limbaje de modelare se pot folosi pentru a descrie agenții și sistemele multiagent. Aceasta este numită *problema proiectării și realizării modelului bazat pe agenți*.

Fiecare dintre aceste probleme reprezintă, prin ea însăși un adevărat capitol al sistemelor multiagent și al realizării modelelor bazate pe agenți, care ar necesita expuneri deosebit de ample, așa că ne vom limita doar la a le semna.

În MBA, un sistem este modelat ca o colecție de entități decizionale autonome, denumite agenți. Fiecare agent, în mod individual, își evaluează situația și ia decizii pe baza unei mulțimi de reguli. Agenții pot să execute diferite activități asemănătoare sistemelor pe care le reprezintă, de exemplu să producă, să consume sau să vândă. Interacțiunile repetitive bazate pe competiția dintre agenți reprezintă o caracteristică principală a MBA, care folosește puterea calculatoarelor pentru a explora dinamica sistemelor reale utilizând proprietăți structurale și comportamentale.

La cel mai de jos nivel, un MBA constă dintr-un sistem de agenți și relații dintre aceștia. Chiar și un MBA simplu poate avea un comportament complex,

cea ce oferă informații valoroase privind sistemul din lumea reală pe care îl reprezintă. În plus, agenții sunt capabili să evolueze, permițând apariția unor comportamente emergente neașteptate. MBA mai sofisticate pot să încorporeze rețele neuronale, algoritmi genetici sau tehnici de învățare pentru a permite o adaptare și învățare mai realiste.

Realizarea MBA constă, în esență, în a descrie un sistem din perspectiva unităților sale constitutive. Din acest unghi de vedere, și un model bazat pe ecuații poate deveni MBA dacă fiecare ecuație descrie dinamica unei unități constitutive a sistemului și interdependențele cu celelalte unități.

Un sinonim al MBA ar fi modelarea microscopică, ca o alternativă la modelarea macroscopică; dacă modelarea microscopică se referă la elementele unui sistem, la structura și interacțiunile dintre aceste elemente, modelarea macroscopică se referă la relații și comportamente de ansamblu ale sistemului, fără să facă referire în nici un fel la subsisteme sau părți componente ale acestuia.

Din această cauză, MBA nu trebuie privită ca o alternativă la modelarea bazată pe ecuații. Tehnicile de modelare de mai sus pot fi utile sau mai puțin utile, în funcție de obiectul modelării și de scopul pe care îl urmăresc modelele realizate. Mai important este să se stabilească unde și când se utilizează MBA.

Una dintre caracteristicile care conferă valoare MBA este ușurința implementării; MBA sunt mult mai ușor de rezolvat utilizând un calculator. Datorită faptului că tehnica de calcul este ușor de utilizat, s-ar putea crede că și MBA este ușor de însușit. Dar, deși MBA este simplă din punct de vedere tehnic, ea este foarte dificilă din punct de vedere conceptual.

De aceea, este deosebit de important să se reliefeze beneficiile pe care la obține un utilizator al MBA în raport cu alte tehnici de modelare, pentru a putea decide în cunoștință de cauză asupra metodei de modelare utilizate. Aceste beneficii pot fi sintetizate în trei direcții:

- (1) MBA surprinde fenomene emergente;
- (2) MBA constituie o descriere naturală a sistemului modelat;

(3) MBA este flexibilă.

Să dezvoltăm, în continuare, aceste trei avantaje ale MBA.

(1) MBA surprinde fenomene emergente

Fenomenele emergente decurg, în genere, din interacțiunile dintre entitățile individuale. Prin definiție, ele nu pot să fie reduse la părțile sistemului: întregul reprezintă mai mult decât suma părților datorită interacțiunilor dintre părți. Un fenomen emergent poate avea proprietăți care sunt diferite de proprietățile părților componente. De exemplu, un blocaj al traficului rutier, care rezultă din comportamentul și interacțiunile dintre vehiculele individuale aflate în trafic, poate să se deplaseze în direcția opusă mișcării autovehiculelor care l-au cauzat.

Această caracteristică a fenomenelor emergente le face destul de dificil de înțeles și previzionat: fenomenele emergente pot fi contraintuitive.

MBA constituie, prin însăși natura sa, metoda cea mai potrivită de modelare a fenomenelor emergente. În MBA, prin modelarea și simularea comportamentului unităților componente ale sistemului (agenților) și a interacțiunilor dintre aceștia, se surprinde emergența pe măsură ce simularea se desfășoară. Trebuie spus, totuși, că procesul de simulare trebuie să dureze un anumit timp pentru ca procesul emergent să devină evident.

Nenumărate exemple au arătat că, în sistemele multiagent, reguli foarte simple pot conduce la fenomene emergente. Modelul de segregare al lui Schelling (1978) a demonstrat că acest lucru este valabil și pentru sistemele economice. Toate aceste exemple arată faptul că reguli individuale simple, pe care le respectă agenții, pot conduce la un comportament de grup coerent, și că orice mică schimbare în aceste reguli poate să aibă un impact major asupra comportamentului întregului grup. Intuiția, în aceste cazuri, constituie un mijloc inutil de a previziona rezultatele ce se obțin, începând de la un anumit nivel de complexitate.

Comportamentul colectiv al unui grup constituie un fenomen emergent. Utilizând un MBA în care fiecare persoană este modelată ca un agent autonom urmând un set de reguli, se poate determina comportamentul colectiv emergent.

Utilizarea MBA pentru a determina potențiale fenomene emergente necesită, totuși, luarea în considerare a anumitor proprietăți ale sistemelor reale modelate, fără de care rezultatele modelării pot să nu fie suficient de concludente. Astfel, se recomandă MBA în cazurile în care:

- Comportamentul individual al agenților este neliniar și poate fi caracterizat prin intergrupuri, reguli de tip „dacă-atunci”, sau interacțiuni neliniare. Descrierea discontinuităților în comportamentul individual este foarte dificilă în cazul modelării bazate pe ecuații.

- Comportamentul individual include memorie, dependență temporală și histerezis, comportament non-markovian, sau corelații temporale, inclusiv învățare și adaptare.

- Interacțiunile dintre agenți sunt eterogene și pot genera efecte de rețea. Modelarea bazată pe ecuații presupune de regulă, omogenitatea tipurilor de conexiuni, dar tipologia rețelei de interacțiuni poate conduce la abateri semnificative de la comportamentul agregat prevăzut.

- Mediile nu sunt valabile. Ecuațiile diferențiale agregate, utilizate în modelarea bazată pe ecuații, tind să elimine fluctuațiile, în timp ce MBA, în anumite condiții, amplifică aceste fluctuații: un sistem real poate fi considerat stabil pentru perturbații mici dar în mod sigur este instabil pentru perturbații mari.

Deoarece MBA generează fenomenele emergente pornind de la unitățile componente ale sistemului și utilizând interdependențele dintre acestea, ea poate constitui o modalitate de explicare a unor astfel de fenomene. De aici decurge una dintre cele mai importante obiective pe care și le-a propus MBA: redefinirea a însăși modelului de explicare a proceselor și fenomenelor respective. În [27], Epstein și Axtell, 1996 se arată: „[MBA] poate schimba modelul în care noi

gândim explicația în științele sociale. Ce constituie o explicație a unui fenomen social? Poate într-o zi oamenii vor interpreta întrebarea, „Poți să explici aceasta?” prin „Poți să realizezi aceasta?”

Desigur că MBA este doar la începutul dezvoltării sale ca o nouă metodă de explicare și realizare a fenomenelor emergente. Dar deosebirea fundamentală față de modelarea bazată pe ecuații care producea soluții analitice, este că MBA produce fenomene emergente ce nu pot fi, în nici un caz, deduse din astfel de soluții.

(2) MBA constituie o descriere naturală a unui sistem

În cele mai multe cazuri, MBA este cel mai natural mod de a descrie și simula un sistem compus din entități care pot avea comportamente diferite. De exemplu, este mai natural să se descrie cum cumpărătorii se deplasează într-un supermarket decât să se încerce obținerea unei ecuații care descrie dinamica densității cumpărătorilor de-a lungul unei zile. Deoarece ecuațiile de dinamică a densității sunt rezultatul comportamentului individual al cumpărătorilor, metoda MBA va permite studierea proprietăților individuale, dar și a celor colective ale cumpărătorilor. MBA permite utilizarea completă a datelor disponibile privind cumpărătorii: atât sondajele de opinie cât și înregistrările privind alegerile făcute de cumpărători, relativ ușor de făcut, permit crearea unui agent virtual înzestrat cu un coș de cumpărături apropiat ca structură de cel real și care are un comportament asemănător cu comportamentul cumpărătorului real. Acesta este mai apropiat de realitate decât soluția unei ecuații de dinamică a densității cumpărătorilor, care constituie un coș sintetic de cumpărături calculat ca o medie a datelor privind cumpărăturile întreprinse de vizitatorii unui supermarket de-a lungul unei zile.

La fel, atunci când modelăm o firmă, diferența dintre procesele de afaceri și activitățile întreprinse de angajații firmei constituie un alt exemplu de abordare mai naturală de către MBA. Un proces de afaceri este o abstracție, un

proces ideal pe care mulți dintre agenții firmei și chiar dintre managerii ei, le este foarte dificil să-l explice. Cu atât mai mult, acest proces este greu de sintetizat în ecuații.

MBA privește însă firma nu din punctul de vedere al proceselor agregate de afaceri, ci al activităților pe care angajații acesteia le întreprind. Desigur că ambele modalități pot fi utile. Modelarea bazată pe ecuații a proceselor de afaceri ale firmei poate oferi o perspectivă globală asupra acesteia. Dar, când este vorba de a calibra, valida și rezolva modelul intervin dificultăți foarte mari. Soluția analitică a unui model de dinamică a proceselor de afaceri se referă la o situație ideală, de multe ori irepetabilă, și de aceea greu de acceptat de către managerii firmei.

În schimb, MBA oferă soluții ușor de interpretat și acceptat de către manageri, deoarece ele descriu chiar activitățile întreprinse de aceștia în cadrul ciclurilor de afaceri.

Condițiile de bază pe care trebuie să le îndeplinească un MBA pentru ca el să constituie o modalitate mai naturală de descriere a unui sistem real sunt următoarele:

- Comportamentul indivizilor să nu poată fi în mod clar definit prin măsuri agregate de tipul ritmurilor și ratelor.

- Comportamentul individual să fie complex. În principiu, orice proces poate fi descris cu ajutorul ecuațiilor dar complexitatea ecuațiilor diferențiale crește exponențial în raport cu complexitatea comportamentului individual. În acest mod, abordarea cu modelele bazate pe ecuații a acestui comportament devine imposibilă.

- Activitățile să fie un mod mai natural de a descrie sistemul decât procesele.

- Validarea și calibrarea modelului de către experți este foarte importantă. MBA constituie cel mai adecvat mod de a descrie ce se întâmplă în lumea reală și

experții pot în acest caz, să se „conecteze” la model și au sentimentul de „apartenență” la lumea reală.

- Comportamentul agenților să fie stohastic sau haotic. Un comportament determinist poate fi ușor surprins cu modele bazate pe ecuații. În schimb, dacă în sistemele reale există surse de perturbații sau dacă sunt realizate condițiile de apariție ale haosului, modelele ecuaționale devin foarte complexe iar soluțiile acestora fie sunt arbitrare, fie nu pot fi realizabile. De aceea, MBA devine un mod mai natural de a aborda astfel de comportamente.

(3) MBA este flexibil

Flexibilitatea MBA poate fi descrisă din mai multe puncte de vedere. De exemplu, este mult mai ușor de a adăuga mai mulți agenți la modelul de bază. MBA constituie, de asemenea, o modalitate naturală de creștere treptată a complexității agenților în ce privește tipurile de comportamente, gradul de raționalitate, posibilitatea de a învăța și a evalua precum și a regulilor de interacțiune. O altă dimensiune a flexibilității MBA este abilitatea de a schimba nivelele de descriere și agregare: se poate trece ușor de la agenții agregați la subgrupuri de agenți și până la un singur agent, aceste nivele de descriere diferite existând în același model. O astfel de facilitate este necesară atunci când nivelul potrivit de descriere sau complexitate nu este în prealabil cunoscut sau când se dorește o abordare din ce în ce mai detaliată a unui sistem real.

2.3.7 Aplicații și exemple de modele bazate pe agenți în economie

Aplicațiile agenților și modelelor-bazate-pe-agenți sunt extraordinar de diversificate în privința domeniilor abordate: economic, industrial, comercial, financiar, militar, informatic, ș.a.

Fenomenele emergente abundă în lumea reală. S-a înțeles treptat că astfel de fenomene sunt dificil de previzionat și chiar contraintuitive. În domeniul economic, principalele domenii de interes pot fi clasificate în patru grupe:

1. **Fluxuri:** fluxul de cumpărători din magazine, transport, supply chain;
2. **Piețe:** piața acțiunilor, piața valutară, diferite piețe ale bunurilor, agenți shopbot și pricebot, simulare strategică a funcționării mecanismelor de piață;
3. **Organizații:** proiectarea organizațiilor virtuale; riscul operațional; diferite rețele organizaționale;
4. **Procese de difuzie:** difuzia inovațiilor, dinamica adaptivă a sistemelor în raport cu mediul înconjurător.

Să prezentăm, din cadrul fiecărei grupe, principalele modele și aplicații realizate utilizând MBA.

1) Fluxuri

O aplicație a MBA cu un mare impact economic o reprezintă simularea comportamentului clienților dintr-un supermarket. Comportamentele colective generate de miile de cumpărători pot fi extrem de complexe, ca și modul în care acești cumpărători interacționează. De exemplu, timpul de așteptare în fața unui stand cu mărfuri depinde de alegerile făcute de ceilalți cumpărători. Drumul ales pentru a vizita diferite standuri depinde de coșul de mărfuri dorit, dar și de fluxul pe care se deplasează ceilalți clienți etc.

Un astfel de model a fost dezvoltat de Bilge, Venables și Conti pentru un supermarket din Londra denumit Sainsbury. Modelul realizat, SIMSTORE, conține agenți software, fiecare dintre aceștia având propria sa listă de cumpărături. Ei își aleg propria cale printr-un magazin virtual alegând bunurile aflate pe rafturi și punându-le în propriile coșuri. În această acțiune, agenții respectă următorul principiu al vecinătății celei mai apropiate: „Oriunde ești acum, mergi la locația cea mai apropiată unde se află un articol de pe lista ta proprie de cumpărături”.

Utilizând această regulă simplă, SIMSTORE generează drumurile alese de clienți, după care calculează densitatea clienților pe fiecare locație din magazin.

Este de asemenea, posibilă conectarea tuturor punctelor utilizate să spunem de 30% dintre clienți pentru a reprezenta cea mai frecvent aleasă cale în cadrul supermarketului. Un algoritm de optimizare poate apoi interveni pentru a realoca diferitele bunuri astfel încât să fie minimizată sau maximizată lungimea drumului ales de cei mai mulți dintre clienți. Cumpărătorii, desigur, nu doresc să piardă timpul, astfel că ei preferă cel mai scurt drum. Dar managementul magazinului ar dori ca ei să treacă prin aproape toate raioanele astfel încât să impulsioneze cumpărăturile. Astfel, apare o tensiune dinamică între drumurile minime și maxime.

SIMSTORE ajută conducerea magazinului în realocarea produselor și raioanelor, în reducerea stocurilor și scurtarea timpului în care produsele ajung pe raioane și rafturi.

Un alt MBA a fost realizat pentru lanțul de magazine Macy's . Ei și-au pus întrebarea: „Cum putem ști când avem numărul potrivit de vânzători pe un etaj ?” Tehnicile clasice de vânzare recomandă determinarea volumului de vânzări pe oră și utilizarea lui pentru a aloca vânzătorii, astfel că numărul de vânzători pe etaj depinde de viteza de vânzare prevăzută pentru o anumită zi.

Dar aici intervin interacțiunile reale dintre indivizi și nu vânzările medii. Prin MBA construit, Macy's are posibilitatea de a vizualiza datele obținute privind vânzările înregistrate pe fiecare etaj și a repartiza optim vânzătorii. Agenții din model reprezintă pe acești vânzători, dar și pe casieri, supraveghetori, alți angajați aflați în interacțiune. În loc de a face estimări privind volumul mediu al vânzărilor, modelul creează un magazin virtual a cărui structură (rafturi, raioane, poziția caselor, porți de intrare și ieșire ș.a.) precum și număr de angajați repartizați pot fi modificate. Se urmărește apoi cum aceste schimbări influențează starea unui număr cât mai mare de agenți. Se poate astfel numărul de clienți serviți în cel mai eficient mod (de exemplu minimizând

costurile cu angajații sau minimizând timpul de așteptare al clienților la fiecare etaj).

Prin aplicarea acestui model în lanțul de magazine Macy's s-au obținut rezultate neașteptat de bune atât în ce privește costurile cu angajații dar și ale descoperirii unor fenomene care în alt mod nu ar fi fost posibil de reliefat. Astfel, s-a descoperit importanța pe care o are proximitatea dintre produse (atât în ce privește plasarea fizică a lor cât și a produselor de brand în vecinătatea altor produse) pentru impulsivitatea cumpărărilor.

O aplicație deosebit de interesantă a MBA o reprezintă managementul traficului. Acesta reprezintă pentru marile orașe, aglomerările urbane sau platformele industriale o adevărată problemă. Timpul pierdut de oameni și mașini, de exemplu, într-un mare oraș în perioadele de aglomerație (intrarea sau ieșirea de la slujbă, perioade de sărbători etc.) este imens. În plus, aglomerarea duce la creșterea poluării, stres pentru participanții la trafic, consum suplimentar de carburanți ș.a.

În scopul rezolvării problemelor legate de managementul traficului într-o aglomerare urbană a fost elaborat modelul TRANSIMS în cadrul Laboratoarelor Naționale Los Alamos din SUA. Acesta este un pachet de MBA care permite simularea mișcării vehiculelor individuale într-o rețea de transport regională și estimează poluarea aerului generată de aceasta. Informația privind mișcarea vehiculelor este obținută din statistici și observații zilnice privind deplasarea vehiculelor, precum și din anchete privind rutele zilnice pe care oameni reali le negociază de-a lungul unei zile întregi, folosind diferitele posibilități de transport pe care le au (mașina proprie, transport în comun cu autobuze, metrou, tren etc.).

Modelul TRANSIMS creează o regiune metropolitană virtuală cu o reprezentare completă a indivizilor din regiune, a activităților lor și a infrastructurii de transport. Rutele de transport sunt planificate pentru a satisface cerințele individuale de-a lungul unei zile (mersul la slujbă, ieșirea la cumpărături, ieșirea la activități recreative ș.a.).

TRANSIMS simulează mișcarea indivizilor în cadrul rețelei de transport. Interacțiunile dintre vehiculele individuale produce o dinamică realistă a traficului plecând de la care se pot estima nivelele de poluare ce vor fi atinse și aprecia performanța generală a sistemului de transport.

Spre deosebire de alte modele ale sistemului de transport care plecau de la date privind originea, destinația, rutele așteptarea și forme de transport utilizate pentru a obține rutele care necesitau un timp minim, de exemplu, TRANSIMS consideră indivizii ca fiind agenți ce desfășoară anumite activități zilnice și călătoresc pentru a le realiza. Fiecare agent își construiește un plan de transport în acest scop, independent de ceilalți agenți. TRANSIMS încearcă să determine interacțiunea dintre diferite subsisteme de transport astfel încât planurile agenților să poată fi realizate și întregul sistem de transport să funcționeze fără blocaje. De exemplu, când o călătorie devine prea lungă, agenții caută alte rute, trec de la automobil la autobuz sau metrou, pleacă mai devreme sau mai târziu sau chiar renunță la anumite activități planificate. De asemenea, deoarece TRANSIMS evaluează activități de transport individuale – locuri, rute, modalități de transport alese precum și modul în care fiecare agent își execută planul de transport – se pot determina atât măsurile de îmbunătățire ale traficului și a siguranței acestuia, cât și efectele pe care acest sistem le are asupra altor sisteme.

Modelul TRANSIMS a fost aplicat experimental pentru a simula activitatea de transport într-o regiune industrială din Dallas / Forht Worth și dintr-o regiune metropolitană din Portland, Oregon, SUA. Ambele experimente au fost deosebit de reușite, beneficiile obținute fiind: o mai bună și eficientă planificare a infrastructurii de transport, reducerea timpului mediu de ajungere la slujbă de la 20-30 minute, la 10-12 minute, scăderea semnificativă a emisiilor de gaze poluante, prevederea din timp a fenomenelor emergente care pot să apară (ambuteiaje, blocaje ale traficului ș.a.) pentru a putea lua măsurile necesare activității lor.

Astăzi TRANSIMS este utilizat în majoritatea aglomerărilor urbane și industriale din SUA cu rezultate foarte bune.

2) Piețe

Dinamica piețelor este rezultatul interacțiunii dintre o mulțime de agenți, fiecare având comportamente diferite. Acest lucru conduce la fenomene emergente care pot fi descoperite utilizând MBA. Începând cu lucrările de pionerat ale lui Arthur ș.a. , 1997, MBA au fost tot mai mult utilizate în simularea funcționării piețelor reale.

O astfel de aplicație a fost realizată de către Grupul Bios pentru NASDAQ (Național Association of Security Dealers Automated Quotation) din SUA.

În 1997, piața NASDAQ a implementat o serie de schimbări, aparent mici: reducerea mărimii minime a cotației de la 1/8 la 1/16. NASDAQ trebuie să analizeze foarte atent orice măsură reglatoare pe care o ia pentru a evita răspunsul negativ al investitorilor ce se poate transforma în panică.

Pentru a evalua impactul pe care îl va avea reducerea mărimii stației, s-a utilizat un MBA ce simulează comportamentul participanților la piață în diferite condiții. Modelul permite testarea și predicția efectelor diferitelor strategii, observă comportamentul agenților ca răspuns la schimbări și monitorizează evoluția de ansamblu a pieței financiare ca urmare a noilor măsuri de reglementare introduse mai rapid decât pe piața reală, fără riscurile pe care le implică testarea pe piața reală ?

În modelul realizat pentru NASDAQ agenții sunt reglementatorii pieței și investitorii (investitori instituționali, fonduri de pensii, investitori obișnuiți și investitori ocazionali). Ei cumpără și vând acțiuni utilizând diferite strategii. Accesul agenților la informația despre prețul și volumul de acțiuni este aproximativ același ca pe piața reală și comportamentul lor poate trece de la strategii foarte simple la strategii de învățare complicate.

Rețelele neuronale, metode de învățare sofisticate și alte tehnici ale inteligenței artificiale au fost utilizate pentru a genera strategiile agenților. Acest

element creativ încorporat în MBA este foarte important deoarece reglementatorii NASDAQ sunt interesați în mod special de strategiile ce nu au fost încă descoperite de investitori pe piața reală, astfel încât să poată lua măsuri de reglementare a pieței care să facă cât mai puțin posibile abuzurile diferiților jucători.

Rularea modelului a produs câteva rezultate neașteptate. Mai precis, simularea a arătat că reducerea mărimii cotației minime poate să reducă capacitatea pieței de a forma prețul, conducând la o creștere a ecartului dintre prețul ofertei și prețul cererii. Acest ecart crescut ca răspuns la reducerea mărimii dimensiunii cotației este contraintuitivă. Inițial s-a crezut că implementarea unei astfel de măsuri va duce la o un ecart mai mic, micșorând discrepanța dintre prețurile ofertei și cererii. Măsura s-a dovedit, totuși, eficientă și bine venită întrucât o mai mare granularitate a prețului promovează competiția între vânzătorii și cumpărătorii, care pot negocia în termeni mai preciși, ducând la reducerea ecartului dintre prețul cererii și prețul ofertei, cu consecințe favorabile pentru investitori. O astfel de măsură ar fi fost dificil de testat empiric; complexitatea comportamentului pe piață ar fi făcut imposibilă izolarea cauzei și a efectului. Fără o simulare pe baza MBA, reglementatorii pieței s-ar fi confruntat cu o argumentare teoretică care ar fi fost bazată mai mult pe consecințe intuite decât pe fapte reale.

Piețele financiare nu sunt singurele care beneficiază de o mai bună înțelegere prin utilizarea MBA. De exemplu, licitațiile pot să se desfășoare utilizând MBA. Astfel, dubla licitație electronică utilizând agenți inteligenți are astăzi multiple aplicații. eBay utilizează agenți inteligenți pentru a da posibilitatea clienților săi să automatizeze procesul de licitație. Proiectarea de agenți inteligenți care au proprietăți dorite va duce la apariția unui mediu cu totul nou în care vor fi făcute tranzacțiile economice. Shopbotii și agenții Internet care caută automat informație privind prețul și calitatea bunurilor și serviciilor sunt, deja, un lucru cu care ne obișnuim. Cu cât ponderea comerțului electronic

va crește, cu atât apar agenți mai sofisticăți, capabili să realizeze nu numai căutarea unor produse care sunt dorite de consumatori, dar să și între în contact cu alți agenți, să negocieze prețuri și cantități, să stabilească termene și condiții de livrare etc. Datorită lor se va modifica fundamental însuși comportamentul pe piață al consumatorilor și firmelor.

Kephart ș.a. de la IBM au analizat impactul potențial al shopboților pe piață simulând cu un MBA o economie bazată numai pe astfel de agenți, care încorporează deci agenți software reprezentând cumpărători și vânzători. În particular, ei au examinat economii formate din agenți în care: (i) costurile căutării produselor sunt neliniare; (ii) o anumită parte din populația de cumpărători nu face uz de mecanisme de căutare; (iii) shopboții sunt motivați economic, evaluându-și prețul strategic al serviciilor informaționale realizate astfel încât să maximizeze propriul lor profit. În aceste condiții, ei au găsit că piețele pot căpăta o varietate de comportamente dinamice neobservate anterior, incluzând cicluri limită complexe și coexistența unor strategii de căutare ale cumpărătorilor multiple. Un shopbot poate schimba cumpărătorii pentru un preț al informației mai mare și poate manipula piețele în propriul său avantaj, care uneori nu este benefic pentru cumpărători și vânzători.

Aceleași tehnici de MBA care sunt utilizate pentru studierea piețelor financiare sau a comportamentului colectiv al shopboților pot fi aplicate în situația în care mai mulți agenți sunt angajați în jocuri economice. Axelrod, 1997 a studiat cu ajutorul MBA anumite situații reale în care agenții formează coaliții în cadrul unui joc economic. S-a creat, astfel, o „teorie a jocurilor fără teorie”, eliminându-se restricțiile severe care sunt impuse atunci când se lucrează cu un model din teoria jocurilor.

În particular, orice situație de conflict și coaliție din economie poate fi abordată utilizând MBA despre care același Axelrod crede că reprezintă singura metodă cu ajutorul căreia astfel de probleme pot fi rezolvate.

Recent, o echipă de la Icosystem Corporation, USA a simulat piața serviciilor de provider Internet utilizând un MBA. Agenții utilizați sunt atât companiile care oferă astfel de servicii cât și clienții lor. Fiecare companie reprezintă un agent și fiecare client un alt agent. Oferta de astfel de servicii Internet se confruntă cu nevoile și așteptările clienților. Clienții iau decizii (de a apela la aceste servicii, a renunța la ele sau de a se muta la alt provider). În funcție de raportul dintre profilul lor și cel al companiilor de servicii Internet. Unul dintre atributele acestor companii, printre altele, este cât de mult taxează serviciile lor lunare. Companiile care nu încasează suficienți bani sunt eliminate conform unei dinamici „evoluționiste”; acelea care au succes produc companii de servicii Internet care urmează aceeași politică de afaceri și deci este necesar să-și perfecționeze propriul model de afaceri.

MBA elaborat și simulat a evidențiat două aspecte: (i) Cel mai bun model de afaceri pentru companiile de servicii Internet este cel fără taxe lunare în care se încasează bani din reclame comerciale; și (ii) modelele de afaceri ale companiilor de servicii Internet sunt foarte instabile; aproape toate companiile își modifică modelul de afaceri în decursul simulării. Aceste două proprietăți decurg din interacțiunea dintre companii pe piața de servicii Internet. Deoarece aceste companii învață și evoluează continuu, ar fi fost extrem de dificil de obținut aceleași rezultate utilizând alte tipuri de metode de simulare.

3) Organizații

Un alt domeniu bine reprezentat în MBA este simularea organizațiilor complexe. Modelarea comportamentelor colective emergente din organizații sau din părți ale acestora într-un anumit context sau la un anumit nivel de descriere reprezintă una dintre primele aplicații ale MBA, inițiată de preocupările lui Longton și Schelling. Dar, în timp, modelarea și simularea organizațiilor a devenit subiect central de interes atât pentru sociologi, specialiști în științele comportamentului, dar și pentru economiști și specialiști în inteligență artificială.

Dacă ne referim la preocupările economiștilor, una dintre cele mai bune ilustrări ale acestora o constituie un model bazat-pe-agenți al riscului operațional în instituțiile financiare,

Riscul operațional apare din posibilitatea ca sistemele informaționale să fie inadecvate, din lipsa controlului intern, datorită fraudelor sau altor catastrofe neașteptate care produc pierderi neprevăzute. Conform Comitetului de la Basel, riscul operațional într-o bancă include defecțiuni în controlul intern și guvernanta corporativă care conduc la pierderi financiare prin eroare, fraudă sau nerealizarea la timp sau corect a atribuțiilor sau determină compromiterea în orice fel a intereselor băncii, de exemplu de către angajații sau managerii acesteia ce își exercită atribuțiile într-o manieră riscantă sau neetică.

Riscul operațional a dus, în timp, la falimentul unei întregi serii de bănci renumite. Deși multe bănci au dezvoltat, din această cauză, tehnici și metode sofisticate de a preveni riscul de piață sau riscul de creditare, ele sunt încă într-o fază incipientă de dezvoltare a metodelor de măsurare a riscului operațional. Spre deosebire de riscul de creditare, de exemplu, factorii care determină riscul operațional sunt de natură internă și, deocamdată, nu există modalități de a conecta factorii de risc individual cu mărimea și frecvența defecțiunilor operaționale apărute în activitatea unei bănci. Cazurile de faliment bancar înregistrate anterior sunt destul de puțin relevante deoarece nu sunt frecvente și multe bănci fac un secret din datele istorice privind propriile pierderi operaționale și din cauzele acestora. Incertitudinea privind importanța pe care o au diferiți factori apare și din absența unei relații directe între factorii de risc de regulă identificați (măsurați prin ratingurile interne și controlul exercitat de managementul băncii) și mărimea și frecvența cazurilor de pierdere. Datorită acestor caracteristici, riscul operațional este foarte dificil de identificat și măsurat.

Dacă privim însă din perspectiva MBA, aceste dificultăți pot fi evitate. În aceste tipuri de modele există posibilitatea surprinderii efectelor neliniare pe care le au interacțiunile dintre entități precum și evenimentele în cascadă. De

asemenea, se poate opera cu date puține. Date generate artificial pot fi utilizate pentru a surprinde efectele unor evenimente rare. Pe baza acestor idei, Corporațiile Bios și Ernst & Young au constituit un MBA pentru a măsura riscul operațional la banca Société Générale Asset Management (SGAM). A fost realizat un model de simulare a activității bancare, plecând de la un model al proceselor de afaceri. Pe baza acestuia s-au identificat agenții bancari și activitatea lor a fost modelată atât independent cât și în interacțiune cu a altor agenți ca și cum factorii de risc ar putea avea impact asupra activității lor.

Factorii de risc au fost conectați cu profitul băncii și cu pierderile ce ar putea apărea în prezența lor. Pentru aceasta au fost utilizate canale destul de complicate, de exemplu influența pe care o au un ordin de plată al unui client tratat greșit în back-office-ul băncii. Apoi a fost modelat mediul înconjurător al băncii-piețe, clienți, reglementări ale Băncii Centrale ș.a.

Rulând modelul în condițiile oferite de simularea mediului înconjurător s-au generat posibilele distribuții artificiale ale câștigurilor, utilizate mai departe pentru a estima pierderile potențiale și probabilitățile de apariție a acestora. De exemplu, s-a putut calcula „câștigul la risc” care reprezintă, beneficiul minim (înainte de impozitare) ce se poate obține într-un an în bancă cu un coeficient de încredere de 95%.

Beneficiile obținute de bancă prin utilizarea MBA sunt foarte mari, aceasta putând lua decizii privind reducerea riscului operațional și mai ales, elimina posibii factori interni care declanșează de multe ori reacții în lanț ce determină pierderi sau chiar falimentul băncii.

MBA este o metodă foarte adecvată nu numai pentru a măsura riscul operațional dar și pentru a modela riscul în general. Aceasta deoarece riscul este o proprietate a actorilor și nu a organizației: riscul are impact asupra activității oamenilor, nu a proceselor. De exemplu, este mai natural să spui că cineva de la contabilitate a făcut o greșeală decât să afirmi că procesul evidenței contabile a fost influențat de o eroare în subprocesul de contabilizare a cheltuielilor. MBA

vor revoluționa metodele de gestiune a riscurilor deoarece ele constituie o îmbinare dintre metodele de evaluare și modelele orientate către proces. Rezolvarea unui MBA, fiind mult mai simplă și mai explicită, va determina obținerea unor rezultate ce pot fi direct interpretate de către utilizatori.

Un MBA elaborat deja pentru o organizație va putea fi, în continuare, utilizat și în alte scopuri, de exemplu în proiectarea unor organizații mai performante sau în testarea unor schimbări dorite în scopul de a vedea cum se modifică performanțele obținute de organizație în cazul apariției unor astfel de schimbări.

2.3.8 Un model bazat pentru agenți în economie (F.Ghoulmie, R. Cont, J. P. Nadal, 2005)

Modelul bazat pe agenți prezentat în continuare descrie o piață de capital pe care se tranzacționează un singur activ (acțiune), al cărui preț este p_t , numărul de agenți care participă la tranzacții fiind N . Tranzacțiile se efectuează la momentele de timp discrete $t=0,1,2,\dots$ care reprezintă "zile de tranzacționare". În fiecare perioadă, toți agenții primesc noutăți publice despre performanțele activului tranzacționat și, utilizând criterii subiective, apreciază dacă aceste noutăți sunt semnificative. Dacă noutățile primite sunt apreciate ca fiind semnificative de către agent, atunci acesta plasează ordine de cumpărare sau de vânzare, depinzând de faptul că noutățile primite sunt optimiste sau, respectiv, pesimiste. Prețurile p_t cresc sau scad în funcție de mărimea cererii în exces.

a) Regulile de tranzacționare pe piață

În fiecare perioadă de tranzacționare, agenții pot trimite ordine de cumpărare sau de vânzare pe piață pentru o unitate de activ. Notăm cu $\varphi_i(t)$ cererea de activ a agentului i și avem $\varphi_i(t) = 1$ pentru un ordin de cumpărare și $\varphi_i(t) = -1$ pentru un ordin de vânzare. Pentru valoarea $\varphi_i(t) = 0$ se consideră că agentul este inactiv în perioada t .

Fluxul de noi informații primit de agenți este modelat ca un șir de variabile aleatoare cu distribuția Gaussiană (ε_t , $t = 0,1,2,\dots$) cu $\varepsilon_t \sim N(0,D^2)$. ε_t poate fi interpretată ca valoarea unui semnal comun primit de toți agenții la momentul t . Semnalul ε_t reprezintă o prognoză asupra unui venit viitor r_t și fiecare agent trebuie să decidă dacă informația primită prin intermediul lui ε_t este semnificativă, caz în care el va plasa ordinul de vânzare sau de cumpărare în acord cu semnificația lui ε_t .

Regula de tranzacționare a fiecărui agent $i = 1,2,\dots,N$ este dată de un prag decizional (variabil în timp) $\theta_i(t)$. Pragul $\theta_i(t)$ poate fi considerat ca reprezentând viziunea agenților asupra volatilității de pe piață. Comparând semnalul cu pragul decizional, agenții decid dacă noutățile sunt suficient de semnificative pentru a genera o tranzacție ($|\varepsilon_t| > \theta_i(t)$),

$$\begin{cases} \text{daca } \varepsilon_i > \theta_i, \varphi_i = 1 \\ \text{daca } \varepsilon_i < -\theta_i, \varphi_i = -1 \\ \text{altfel } \varphi_i = 0 \end{cases} \quad (1)$$

Regula de tranzacționare poate fi privită ca o sinteză a comportamentului de prag al agentului; fără suficiente stimulente din exterior, un agent rămâne inactiv și dacă semnalul extern este peste un anumit prag, agentul va reacționa. Cererea corespunzătoare generată de agent este atunci dată de:

$$\varphi_i(t) = 1_{\varepsilon_i > \theta_i} - 1_{\varepsilon_i < -\theta_i} \quad (2)$$

b) Răspunsul prețului la cererea agregată.

Cererea agregată în exces este:

$$Z_t = \sum_i \varphi_i(t) \quad (3)$$

Când Z_t nu este zero, are loc o schimbare în preț și venitul rezultat (în formă logaritmică) este dat de:

$$r_t = \ln \frac{p_t}{p_{t-1}} = g\left(\frac{Z_t}{N}\right) \quad (4)$$

unde funcția de impact asupra prețului $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ este crescătoare de argumentul său cu $g(0)=0$. Definim adâncimea pieței λ (normalizată) prin:

$$g'(0) = 1/\lambda \quad (5)$$

Adâncimea pieței (market by price) reprezintă densitatea medie a numărului de ordine de vânzare și de cumpărare existente pe bursă, pentru un anumit activ. Aceasta asimilează variațiile de preț asociate executării tranzacțiilor și reprezintă, de asemenea, un factor important de explicare a lichidității unei piețe.

În timp ce o mare parte din analiza de mai jos se face pentru o funcție de impact a prețului generală, în unele cazuri este util să se considere cazul liniar,

$$g(z) = z/\lambda.$$

c) Adaptarea strategiei.

Cum s-a arătat mai sus, pragul $\theta_i(t)$ reprezintă viziunea agentului i asupra volatilității recente a pieței: aceste praguri sunt adaptate de agenți din timp în timp pentru a reflecta amplitudinea veniturilor recente obținute. Inițial, începem de la o distribuție a populației de praguri F_0 : $\theta_i(0), i=1,2,\dots,N$ sunt variabile pozitive IID distribuite din F_0 .

Actualizarea strategiilor este asincronă: la fiecare moment de timp, orice agent i are o probabilitate s de adaptare a pragului său $\theta_i(0)$. Deci, pentru o populație mare de agenți, s reprezintă proporția de agenți care își actualizează

viziunile lor într-o anumită perioadă; $1/s$ reprezintă perioada de timp medie în care un agent păstrează o viziune asupra pieței $\theta_i(t)$. Dacă perioadele sunt considerate zile, s este de regulă un număr mic, $s \cong 10^{-1} - 10^{-3}$.

Când un agent își actualizează pragul său, el stabilește ca acesta să fie egal cu venitul absolut observat cel mai recent, care este un indicator al volatilității recente a pieței

$$|r_t| = \left| \ln \frac{P_t}{P_{t-1}} \right|.$$

Introducând variabilele aleatoare $u_i(t), i = 1, 2, \dots, N, t \geq 0$ uniform distribuite pe $[0, 1]$, care indică dacă agentul i își adaptează pragul sau nu, putem scrie că regula de adaptare este următoarea:

$$\theta_i(t) = 1_{u_i(t) < s} |r_t| + 1_{u_i(t) \geq s} \theta_i(t-1). \quad (6)$$

Dacă ε_t reprezintă stohasticitatea introdusă de noutățile sosite pe piață, variabilele aleatoare $u_i(t)$ reprezintă surse idiosincratice de stohasticitate. Acest mod de actualizare poate fi privit ca o versiune stilizată a diferiților estimatori ai volatilității bazați pe medii mobile sau venituri pătrate.

Schema de actualizare asincronă propusă aici evită introducerea unor agenți artificiali care să efectueze modificările de praguri ale celorlalți agenți ce fac tranzacții. Chiar dacă se începe cu o populație inițială omogenă $\theta_i(0) = \theta_0$, eterogenitatea agenților se mărește pe măsură ce are loc procesul de adaptare. În acest sens, eterogenitatea strategiilor agenților în model evoluează într-o manieră aleatoare.

d) Modelul

Să sintetizăm acum modelul bazat pe agenți pe care l-am introdus.

- 1) Agenții de pe piață primesc un semnal $\varepsilon_t \sim N(0, D^2)$;

- 2) Fiecare agent i compară semnalul primit cu pragul său $\theta_i(t)$;
- 3) Dacă $|\varepsilon_i| > \theta_i(t)$ agenții consideră semnalul ca fiind semnificativ și generează o comandă $\varphi_i(t)$ conform relației (1);
- 4) Prețul de piață este afectat de cererea în exces și se modifică conform relației (4);
- 5) Fiecare agent adaptează, cu probabilitatea s , pragul său conform relației (6).

Modelul are o serie de caracteristici, dintre care cele mai importante sunt următoarele:

i) Prețurile se modifică drept urmare a fluctuațiilor cererii și ofertei. În particular, nu putem distinge între agenți fundamentaliști și cartiști.

ii) Nu există asimetrie informațională: aceeași informație este disponibilă pentru toți agenții. Agenții diferă prin modul în care procesează informația.

iii) Absența interacțiunii sociale dintre agenți: agenții interacționează indirect prin intermediul prețului, ca în modelele Walrasiene standard. Nu se introduce nici o interacțiune socială între agenți. În particular, nu se introduce nici localizarea, laticea sau structura de graf în mulțimea de agenți.

iv) Eterogenitatea endogenă: regulide de comportament ale agenților sunt introduse endogen printr-o schemă de adaptare asincronă.

Parametrii modelului sunt: s care descrie frecvența medie a adaptărilor, D care reprezintă abaterea standard a procesului de sosire a noutăților și λ care este adâncimea pieței. Mai mult, dacă se consideră că pasul modelului este ziua de tranzacționare, atunci se poate reduce acest număr de parametri.

Modelul generează serii de date privind veniturile obținute de agenți din tranzacțiile efectuate pe piață care au dinamici interesante și proprietăți similare cu cele observate în cazul seriilor dinamice reale.

e) Simulare numerică a modelului.

Modelele bazate pe agenți sunt rezolvate, în general, prin simulare. Acest lucru presupune alocarea de valori parametrilor identificați ai modelului și, utilizând o procedură de simulare, urmărirea comportamentului agenților în timp pentru valorile alocate ale parametrilor. Simularea identifică deci proprietățile de bază ale modelului și indică valorile parametrilor care sunt potriviți cu datele empirice privind veniturile activelor de pe piață.

Pentru modelul de mai sus, starea sistemului la fiecare moment de timp (ziua de tranzacționare) este descrisă de un vector $\theta_i(0), i = 1, 2, \dots, N$ de valori ale pragurilor. Pragurile $\theta_i(0)$ sunt inițializate prin deducerea lor dintr-o distribuție de probabilitate F_0 cunoscută datorită observațiilor efectuate anterior. Simularea este gândită ca un proces iterativ, fiecare iterație repetând pașii 1) - 5) descriși mai sus. Deși modelul permite utilizarea unei funcții generale de impact a prețurilor, în absența unei forme parametrice motivate empiric, avem posibilitatea de a alege o funcție liniară $g(z) = z/\lambda$. Această alegere poate fi interpretată ca o liniarizare a unei funcții mai generale g , adevărată în cazul unor valori mici ale cererii în exces sau pentru piețe cu o adâncime a pieței mare.

Metoda de simulare aleasă în cazul modelului descris este de tip Monte Carlo, în care așteptările, momentele și distribuțiile cantităților de venit sunt calculate ca medii ale unor iterații de simulare independente. Totuși, pentru compararea directă cu faptele empirice stilizate, vom considera că doar o singură traiectorie a prețurilor obținută prin simulare este disponibilă și vom calcula momentele (necondiționate) ale acestei traiectorii. Vom adopta în continuare următoarea regulă: după simularea unei traiectorii a prețului p_t pentru $T = 10^4$ perioade, vom calcula următoarele cantități:

$$- r_t = \ln(p_t / p_{t-1}), t = 1, 2, \dots, T$$

- histograma veniturilor, care este un estimator al distribuției necondiționate a acestora;
- un estimator de tip medie mobilă al abaterilor standard ale veniturilor:

$$\hat{\sigma}^2(t) = 250 \left[\frac{1}{T} \sum_{i=t-T+1}^t |r_i|^2 - \left(\frac{1}{T} \sum_{i=t-T+1}^t r_i \right)^2 \right] \quad (7)$$

Această cantitate este un indicator frecvent utilizat pentru „volatilitate” pe care îl vom analiza înmulțindu-l cu 250 care sunt zilele de tranzacționare.

- funcția de autocorelație a veniturilor eșantionate $C_r(\tau)$;
- funcția de autocorelație a veniturilor absolute $C_{|r|}(\tau)$;

Simularea modelului necesită specificarea parametrilor s , D , λ , a numărului de agenți N și a distribuției inițiale a pragurilor.

Prin aplicarea procedurii de simulare se obțin evoluțiile principalelor variabile ale modelului: prețul activului pe piață, venitul investitorilor, volatilitatea pieței etc.

2.4 Simularea sistemelor bazate pe agenți

Simularea modelelor cibernetice constituie o metodă larg utilizată în cibernetică pentru a studia și a descopri noi proprietăți ale sistemelor adaptive complexe. Pe măsură ce concepția și metodele ciberneticii au evoluat, și simularea s-a perfecționat, ajutată evident și de creșterea continuă a performanțelor calculatoarelor electronice. În prezent, aplicarea celor mai multe dintre modelele elaborate, fie că este vorba de modele bazate pe ecuații sau modele bazate pe agenți, este precedată de simularea acestora, ceea ce dă posibilitatea evidențierii caracteristicilor modelelor elaborate și a performanțelor acestora încă înainte de a fi aplicate, fiind astfel posibilă corectarea și îmbunătățirea anumitor caracteristici sau proprietăți.

Prima metodă de simulare aplicată în studiul sistemelor cibernetice este considerată Dinamica Industrială sau Dinamica Sistemelor, cum a fost ea denumită mai târziu, concepută de **Jay Forrester** și frecvent aplicată în anii 60-70 ai secolului trecut. Datorită rolului ei în înțelegerea modului în care acționează bucele și procesele feedback în sistemele economice, ne vom ocupa mai pe larg de această metodă în capitolul 6.

Apariția și dezvoltarea modelelor și modelării bazate pe agenți au reliefat rolul tot mai mare pe care simularea o are în analiza și proiectarea sistemelor adaptive complexe. Au apărut astfel diferite limbaje de simulare, precum și diverse metodologii prin care modelele bazate pe agenți sunt simulate.

Cele mai cunoscute limbaje de modelare și simulare din domeniul sistemelor multi-agent sunt Swarm (Minar et al., 1996), Repast (Collier et. al., 2003), JAS (Sonnessa, 2004), SPADES (Riley, 2003) și Netlogo (Wilensky, 1999). De regulă un limbaj de simulare interacționează cu sistemele multi-agent doar în faza de configurare. Acest lucru înseamnă, în esență, că după alegerea condițiilor inițiale ale sistemului complex, observatorul devine un spectator al evoluției simulate. Dacă estimarea variabilelor sistemului nu afectează în mod direct

rezultatele simulării, acest lucru duce la un model de simulare corect. În alte cazuri, însă, metode alternative sunt necesare pentru a rezolva astfel de probleme. O astfel de metodă, numită simulare participativă (Resnick et al., 1998) prevede o modalitate prin care se extinde capacitatea de a interacționa cu aceste sisteme în timpul simulării. Astfel, în cursul unei simulări participative, fiecare utilizator poate juca rolul unui sistem individual și poate vedea cum comportamentul sistemului ca un întreg emerge din comportamentele individuale ale agenților. Astfel de medii virtuale promovează cooperarea, coordonarea și negocierea între agenții controlați de modele comportamentale prefixate (proiectate de utilizator) și care fiind direcționate de om pot urmări anumite scopuri. Comportamentul emergent al modelului și relațiile acestuia cu utilizatorul uman pot face dinamica sistemului simulate mult mai clară.

2.4.1 Principiile simulării bazate pe agenți

Simularea și lumea reală sunt două extreme ale unui spectru larg de sisteme, putând fi imaginată o gamă infinită de situații intermediare între acestea. Scopul principal al simulării este să modeleze un sistem real a cărui natură poate fi reprezentată prin aspecte concrete sau abstracte, fizice sau simbolice, discrete sau continue.

Pentru a obține reprezentarea simulată a sistemului real trebuie totuși să ne orientăm către domeniul computațional discret. Acesta este distinct față de scopul sistemelor informaționale obișnuite, care este să permită transmiterea informației ce este deja formalizată în anumite organizații umane. Datorită acestui aspect, legat de trecerea de la un domeniu natural la unul sintetic, modelele de simulare sunt dezvoltate prin mai multe iterații, fiecare dintre aceste iterații producând un model îmbunătățit al unui sistem, model ce este definit, implementat, verificat și validat. Acest proces ciclic continuă până când modelul satisface obiectivele utilizatorului modelului respectiv.

Minsky spunea: „Pentru un observator B, un obiect A* este un model al unui obiect A în măsura în care B poate utiliza A* pentru a răspunde întrebărilor care îl interesează în legătură cu A” [MINSKY, 1965].

Deci, metoda simulării iterative diferă de metodele utilizate în cadrul sistemelor de procesare a informației. Desigur, o simulare este și ea un sistem sau produs software. Ideea este că, în timp ce în procesul de simulare, iterațiile fac să evolueze de la un singur model inițial către un model consistent util, iterațiile ciclice în sistemele informaționale inginerești încearcă să atingă funcții noi și intercorelate ale sistemului sau softwareului respectiv. Acest lucru se realizează printr-un proces de construcție modulară sau incrementală bazat pe cazuri sau experiențe anterioare. Cu alte cuvinte, în dezvoltarea sistemelor informaționale, diferite funcții care pot fi dezvoltate sunt bine cunoscute și au o reprezentare apropiată de informația care trebuie să fie utilizată în organizația respectivă. În acest fel, sistemele informaționale tind să provoace schimbări chiar în organizație. Din contră, atunci când se utilizează simularea în anumite aplicații, modelul de simulare furnizează rezultate destinate să ofere indicații privind sistemul real de care este interesat utilizatorul. Totuși, utilizarea simulării nu induce sau precede o schimbare în sistemul real.

Succesul unei simulări este deci măsurat de cât de apropiat sau cât de fidel imită modelul de simulare sistemul real. Din această perspectivă, modelele de simulare bazate pe agenți reușesc să reproducă prin însăși structura lor sistemele reale. Fiecare actor al unui proces sau sistem real poate să fie reprezentat în modelul bazat pe agenți printr-un agent care simulează comportamentul actorului din sistemul real, independent de ceilalți agenți.

Una dintre caracteristicile esențiale în aceste simulări este și ușurința cu care se poate realiza validarea modelului respectiv. Utilizatorul poate pur și simplu să exprime câteva idei scriind linii de cod într-un limbaj natural și apoi începe simularea. În cursul evoluției el observă valorile unor variabile interesante predefinite și poate lua decizii. Lucrări recente au permis reprezentarea pe

display, în timp real, a rezultatelor simulării în două dimensiuni (RePast, JAS, Netlogo). În continuare se încearcă îmbunătățirea acestei posibilități prin trecerea la reprezentarea tridimensională [Cacciaguerra et.al.2004].

Recent, ultimele versiuni ale lui Netlogo promovează un alt tip de vizualizare tridimensională [Wilensky, 2005].

Apar însă și limite datorate posibilității apariției unor comportamente emergente complexe în orice simulare cu modele bazate pe agenți. Două ar putea fi cauzele acestor limite. Prima cauză este legată de simplitatea modelului bazat pe agenți considerat. De regulă, modelele bazate pe agenți sunt simple prin natura lor, ceea ce reflectă cunoștințele actuale ale utilizatorului despre sistemul real modelat. Această simplitate se adaugă la reducăionismul cunoscut al oricărui tip de model. O astfel de limită este ășură să afecteze acuratețea rezultatelor obținute, știut fiind faptul că modelul, cu cât este mai simplu, cu atât se îndepărtează de sistemul real pe care îl reprezintă.

De fapt, este și foarte dificil să descriem exact toate comportamentele incluse într-un model datorită complexității intrinseci a interacțiunilor dintre actorii sociali. Deci, pentru a lăsa anumite grade de libertate, se introduc anumiți pași aleatori ceea ce determină însă o pierdere de precizie în analiză. În alte cazuri, nici nu este posibilă o descriere completă a comportamentelor agenților datorită legii nedeterminismului fizic al interacțiunilor dintre aceștia. Nu se pot descoperi toate interacțiunile dintre agenți, unele fiind evidente, dar altele rămânând ascunse și, din această poziție, putând determina schimbări de comportament neașteptate la agenții între care există astfel de conexiuni ascunse.

Un al doilea motiv este legat de puterea de calcul mărginită. Software-ul obișnuit nu poate să prelucreze cantități mari de date într-o perioadă scurtă de timp datorită modalităților de prelucrare a acestora (secvențială și nu paralelă). În acest caz, atunci când suntem în fața unor probleme tipice legate de simularea fizică, restricția de timp nu poate fi depășită în perioada scurtă de timp în care se fac simulările, deci experimentel cu modelele complexe devin imposibile. În plus,

analiza unor sisteme fizice se poate realiza mai ușor decât a celor sociale datorită restricțiilor rigide și necesității de a demonstra afirmațiile care stau în spatele acestora.

Deci este destul de dificil de a implementa modele de simulare bazate pe agenți care pot fi apoi folosite pentru a genera comportamente noi și emergente. Totuși, prin reducerea exigențelor legate de precizia statistică a rezultatelor acestor modele, se pot depăși, cel puțin în parte, dificultățile descrise într-un mod eficient. Pentru aceasta este necesar ca modelele bazate pe agenți să fie capabile să interacționeze între ele rapid și un timp suficient de lung în cadrul unui mediu virtual. În particular, sunt necesare următoarele:

- un protocol comun acceptat pentru schimbul de informații;
- un canal de comunicație cu banda largă;
- putere mare de calcul pentru a controla modelele de comportament.

Se crede, în general, că un mediu de joc cooperativ poate să satisfacă aceste cerințe. Un joc cooperativ este un tip special de joc în care mai mulți jucători joacă împreună pentru a atinge un scop anterior definit.

Simularea participativă realizată prin intermediul modelelor bazate pe agenți constituie una dintre cele mai bune metode de implementare a jocurilor cooperative. Totuși trebuie spus că jocul este un instrument și nu scopul simulării. Una dintre cele mai importante avantaje prin trecerea de la abordarea ca pe un simplu program de simulare la abordarea prin jocuri cooperative a modelelor bazate pe agenți este că, în cel de-al doilea caz, oamenii pot interacționa direct cu agenții din interiorul mediului virtual alăturându-se jocului. Deci, orice informație sau cunoștințele precedente privind mijloacele de simulare fac metodologia de simulare bazată pe agenți mai accesibilă. Deci devine posibilă utilizarea competenși cunoștințelor oamenilor pentru a crește acuratețea procesului de simulare iterativă. Metoda consideră că și oamenii ce sunt implicați în procesul de simulare sunt sisteme care au un comportament complex, astfel că o creștere a complexității procesului se poate induce prin

interacțiunea dintre model și utilizator. În definirea obiectivelor jocului, metoda încurajează ca oamenii să aplice propriile lor modele sociale în adoptarea unor sarcini pe care să le rezolve prin interacțiunea cu modelul.

Acest lucru este similar procesul mental prin care un utilizator scrie un model de simulare obișnuit cu ajutorul unui limbaj de simulare obișnuit. În plus, oamenii de regulă nu cer putere computațională suplimentară atunci când interacționează între ei în timp. Ei utilizează un limbaj comun pentru a realiza aceste interacțiuni. De fapt, în timp ce un limbaj de simulare oferă un protocol de schimb de informație între agenți, un joc este înțeles de către oameni pornind de la regulile sale. Vizualizarea în spațiul tridimensional eventual completată cu audio (tridimensional) este cel mai rapid mod de a realiza interacțiunile dintre oameni. O astfel de modalitate corespunde naturii umane și posibilității sale de a înțelege mediul înconjurător.

Deci, jocul cooperativ necesită doar crearea și coordonarea mediului comun de schimb de informații (care reprezintă jocul). În acest mod, problema restricției de timp este de asemenea rezolvată. Astfel, jocul cooperativ arată că are și alte proprietăți interesante.

Totuși, atunci când are loc rularea unui model de simulare, apar anumite întrebări legate de proiectarea experimentelor. Astfel de întrebări sunt următoarele:

1. Cum putem analiza comportamentul unui model comportamental într-un astfel de context?
2. Putem să presupunem că prin participarea unui număr mare de participanți și pe o perioadă lungă de timp simularea va determina obținerea unor proprietăți statistice favorabile?
3. Și, presupunând că acest lucru este adevărat, cum putem găsi acest număr mare de oameni care este dispus să participe la simulare o perioadă lungă de timp?

2.4.2 Limbaje de simulare în modelarea multi-agent

1) Swarm

Cel mai cunoscut limbaj de modelare și simulare al sistemelor multi-agent este Swarm, inițiat de Chris Langton începând cu anul 1994 la Santa Fe Institute (<http://www.santafe.edu>). Prima versiune a fost disponibilă în 1996, în continuare dezvoltându-se diferite alte versiuni până în prezent.

Datorită modelelor de simulare dezvoltate de comunitatea Swarm, astăzi avem o idee mai clară asupra potențialului și limitelor modelelor de simulare bazate pe agenți. Astfel, prin acest limbaj de simulare au fost abordate diferite probleme din teoria jocurilor (Dilema Prizonierului, Jocul minorității), biologie, epidemiologie, aplicații financiare, economie, geografie, apărare, industrie și științe.

În esență, Swarm reprezintă o colecție de biblioteci scrise în Objective-C care permit implementarea modelelor multi-agent. Codul sursă Swarm este orientat obiect și facilitează încorporarea obiectelor Swarm în programele de simulare. Aceste programe sunt ierarhice: pe primul nivel (numit și observator swarm) se creează o interfață către nivelele inferioare. Aceste nivele (numite model swarm) implementează agenții individuali, programează activitatea acestora, culege informație despre ei și o schimbă pe baza cererilor observatorului swarm. Swarm conține o mulțime de tutoriale care impart între ele linii de cod pentru a facilita astfel proiectarea unui model multi-agent; de exemplu, managementul memoriei interne, menținerea listelor sau programarea acțiunilor.

Grupul de Dezvoltare Swarm (<http://www.swarm.org>), extrem de activ din punct de vedere științific, a adus în acest domeniu trei mari contribuții: (1) O metodă simplificată de dezvoltare a modelelor de simulare bazate pe agenți. Simularea a cerut întotdeauna o metodologie și metode care derivau din mijloace statistice, generatoare de numere aleatoare, reprezentarea prin plotere a evoluției în timp a sistemelor simulate etc. O bibliotecă cu astfel de instrumente simplifică mult

elaborarea modelului, reduce timpul necesar programării pe calculator și face costurile simulării acceptabile. (2) O definiție a unei scheme în proiectarea modelului. Mult mai important însă este o definiție a unei metodologii pentru scrierea modelelor. Grupul de Dezvoltare Swarm sugerează, de exemplu, să se păstreze o separare strictă între model (un program care simulează un sistem) și observator (o mulțime de rutine care analizează modelul, culege date statistice și le prezintă utilizatorului) Această metodă este mult mai elegantă și prezintă o asemănare cu lumea reală, în care lucrurile se întâmplă și cercetătorii le analizează din afară, fără să participe la evoluția evenimentelor.

Separarea între model și observatory poate avea o legătură cu distincția ontologică dintre complexitatea proiectată și complexitatea controlată, făcută de J. Casti (1986). Complexitatea proiectată exprimă ideea de complexitate percepută de sistemul însuși, în timp ce complexitatea controlată este complexitatea observatorului percepută de sistemul însuși. Cu alte cuvinte, complexitatea poate să nu fie o proprietate absolută a unui sistem ci să decurgă din interacțiunea dintre observatory și sistemul observat.

(3) *Crearea unei comunități de utilizatori.* Reunire unei comunități de oameni care utilizează Swarm și care țin legătura între ei prin e-mail și un site web care colectează lucrările acestora reprezintă o contribuție importantă a comunității.

Multe caracteristici utile nu sunt implementate în Swarm deși, utilizând open source, biblioteci puternice pot fi introduse în simularea bazată pe agenți. Totuși, acest lucru duce la creșterea dificultății de a scrie și a difuza modele bazate pe agenți. De fapt, Swarm nu reprezintă doar o bibliotecă de simulare ci și o metodologie, un cadru de referință pentru construirea modelelor în așa fel încât oricine, cunoscând interfața acestuia, poate înțelege ușor codul sursă și verifica orice detaliu al modelului.

O primă caracteristică a lui Swarm este conceptul de *mașină virtuală*. Mașina virtuală permite descrierea comportamentelor agenților, unul câte unul, agent cu agent, context cu context, toate în condițiile în care se culeg informații

despre momentele de timp și context. Swarm face, de asemenea, posibilă compunerea sau descompunerea ierarhiilor de agenți. Această proprietate se numește *compozabilitate*. Această noțiune este utilă deoarece nu este întotdeauna clar unde începe un proces de modelare. De exemplu, în modelarea unei organizații mari, poate să apară cazul în care înțelegerea subiectivă a rolurilor și responsabilităților indivizilor sau departamentelor diferă mult, ceea ce poate să conducă la performanțe slabe în unele situații și performanțe bune în alte situații. În loc să se studieze cum lucrează organizația și de ce apar astfel de diferențe, se pot construi componente independente ale modelului din mai multe perspective și apoi combina aceste componente (neglijând diferențele privind percepția indivizilor). O astfel de *metodă bottom-up* are avantajul documentării asupra diferențelor în percepția organizațiilor determinate de senzitivitățile contextuale.

2) JAS (Java Agent-based Simulation)

JAS este: (i) un mediu de simulare; (ii) un cadru pentru construirea modelelor bazate pe agenți; (iii) o bibliotecă Java care conține programe orientate către simulare.

JAS este un pachet de programe open source, găzduit de către portalul SourceForge și constă dintr-o colecție de utilitare Java compunând un cadru pentru construirea modelelor de simulare bazate pe agent. Biblioteca a fost dezvoltată pornind de la filozofia Swarm a cadrului model-observator.

Pentru ca modelele să fie într-adevăr standardizate, este necesar ca să se adauge mijloacelor de bază pentru realizarea modelelor o serie de alte caracteristici. Utilizarea bibliotecilor externe este bună, dar ele trebuie omogenizate cu caracteristicile mijlocului respectiv de modelare. JAS include biblioteci standard deja testate, dar ele apar ca fiind o parte a lui JAS pentru anumite clase specifice. De exemplu, ca plotter standard se utilizează biblioteca `ptPlot7`, dar interfața complexă a acesteia a fost filtrată și acum este capabilă să reprezinte date statistice conținute în pachetul *jas.stats*.

În acest fel, utilizatorul final nu trebuie să cunoască amănunte referitoare la implementarea lui JAS, aceasta fiind o problemă a dezvoltatorilor. Astfel, se poate utiliza extensiv codul open source ceea ce facilitează îmbunătățirea continuă a pachetului.

În figura 2.16 se reprezintă principalele componente ale lui JAS.

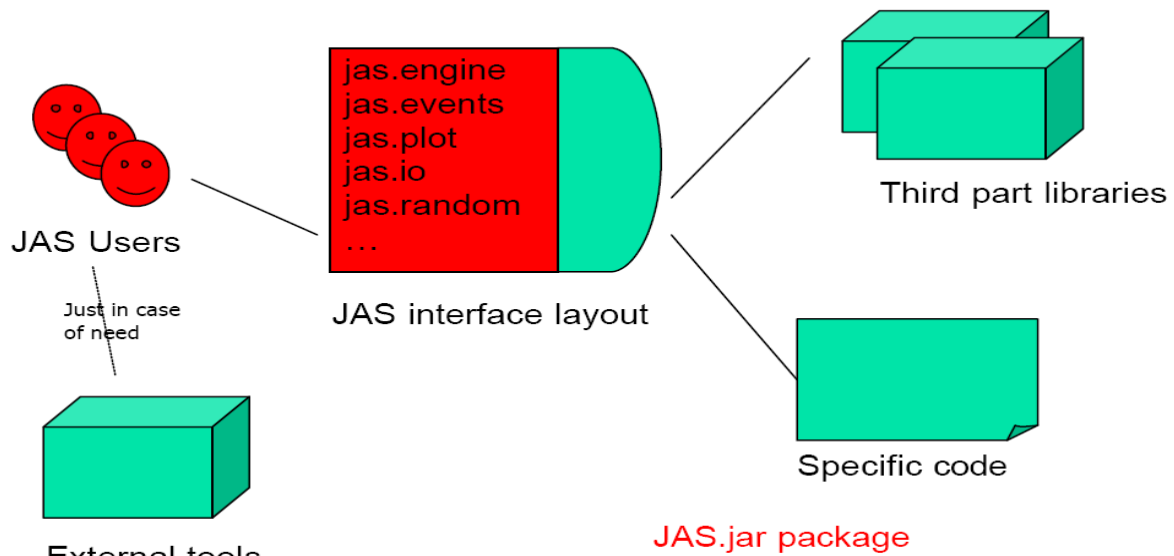


Figura 2.16: Principalele componente ale JAS

În continuare, se enumeră câteva caracteristici ale lui JAS comparativ cu Swarm:

- o implementare pură codului Java, astfel încât este ușor de instalat și configurat. Nu sunt utilizate biblioteci care să fie dependente de sistemul de operare.

- posibilitatea de a executa în paralel acțiunile agenților.

- un protocol de rețea (Sim2Web8) permite executarea simulărilor pe web și interacțiunile utilizatorilor cu modelele de simulare prin intermediul unei pagini web.

- o mulțime redusă de instrucțiuni de deplasare a obiectelor adaptate după Starlogo9.

-compatibilitatea cu formatul XML.

Un generator puternic de numere aleatoare și funcții statistice luate din COLTlibrary 10.

- compatibilitatea cu biblioteci AI cum sunt GA, ANN și CS, ceea ce permite implementarea inteligenței agenților.
- simularea în timp discret, cu un emulator în timp real și diferite reprezentări ale unității de timp (orar, zilnic, lunar, anual etc.).
- încărcarea dinamică a modelelor, ceea ce reduce problemele legate de configurarea variabilei CLASSPATH pentru executarea modelelor.
- Un protocol multi-run pentru executarea automatării parametrilor.

JAS nu este doar o bibliotecă ci și o aplicație. După procedura de instalare, de fapt, ea poate fi pornită ca orice aplicație Java.

Un model JAS este chiar o aplicație Java bazată pe clase definite în pachetul JAS.jar, compilat cu un compilator Java standard (JDK, de exemplu). De aceea, după instalare, aplicațiile pot fi startate ca orice aplicație Java.

Mai mult, este posibil să oprim o simulare și să o repornim fără a întrerupe JAS.

Datorită acestor proprietăți, putem să definim un protocol multi-execuție JAS, util pentru automatizarea calibrării parametrilor.

Panelul de control (Figura 2.17) este principala fereastră prin care este posibil să:

- creem un model specificând clasa, bibliotecile și parametrii pentru motorul de simulare cu ajutorul unui editor de modele;
- încărca și rula un model compilat (în format XML);
- edita un număr random, poziția unei ferestre etc.
- deschide o fereastră de rezultate
- controla starea motorului de simulare (lista de evenimente, modelele rulate, ferestre etc.)

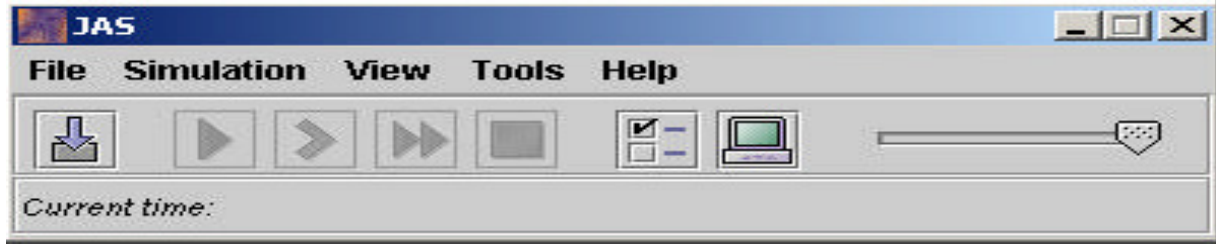


Figura 2.17: Panelul de control JAS

JAS este de fapt o clonă a lui Swarm obținută prin translarea surselor Swarm scrise în Objective-C în Java. El conține o bibliotecă java extinsă de obiecte pentru a modela, programa, reprezenta și colecta date din simulile multi-agent. JAS permite reprezentarea vizuală a datelor obținute din simulare prin intermediul histogramelor și grafelor secvențiale. Mai mult, el poate reprezenta evoluția unui sistem complex simulat într-un format bidimensional (movie format).

3) NetLogo

NetLogo este un mediu de modelare programabil care permite utilizatorului final să dea instrucțiuni unui număr variabil de agenți care operează în aceeași perioadă timp. El poate, de asemenea, implementa un instrument de simulare participativă (numit HubNet). HubNet conectează calculatoare în rețea din mediul NetLogo pentru a ajuta utilizatorul să controleze un agent în cursul unei simulări.

Ajuns la versiunea 4, NetLogo concurează cu Swarm și RePast pentru cel mai utilizat mediu de modelare și simulare multi-agent.

2.4.3 Simularea unei piețe financiare virtuale utilizând modelarea bazată pe agenți

1) Ipoteze de bază

Piețele artificiale (virtuale) de capital sunt modele ale piețelor reale, create în scopul studierii fenomenelor care se manifestă în cadrul acestora în diferite condiții. Aceste modele utilizează agenți inteligenți artificiali pentru a reprezenta participanții reali pe o piață de capital.

Ceea ce face ca dinamica pieței de capital să fie greu de înțeles este procesul dinamic și complex de formare a prețului, întrucât acesta este guvernat de regulile de schimbare a pieței, de rolurile pe care și le atribuie fiecare participant și de strategiile ascunse ale acestora care se pot schimba de la un moment de timp la altul. De aceea, în vederea realizării unui model care să reprezinte structura pieței financiare și comportamentul agenților pe această piață pentru început este nevoie să se convină asupra mai multor simplificări, ipoteze și alegeri. Evoluția diferitelor concepte privind piața financiară până în prezent a condus la construirea de piețe artificiale cu agenți inteligenți, care sunt raționali doar în anumite momente și care au comportament adaptiv. Deciziile finale ale agenților sunt influențate de structura pieței (call-market, continuous-market), credințe, capacități, informații, conjunctură economică, preferințe și situație financiară. Recente îmbunătățiri ale unor astfel de modele se referă la flexibilitate crescută: variate tipuri de piață, diverse strategii tranzacționale pe care le pot alege agenții ș.a..

Santa Fe Artificial Stock Market a fost primul proiect de anvergură realizat în vederea studierii și dezvoltării de piețe artificiale care să reflecte într-o perspectivă mult mai realistă observațiile din piețele reale. Acest proiect concentrează atenția cercetărilor pe tehnologia ce trebuie utilizată în crearea unor astfel de modele. Complexitatea tehnică a modelului final a impus construirea și utilizarea de tehnologii avansate în vederea ușurării „citirii” modelului și rezultatelor acestuia. GENOA este un alt proiect care s-a dezvoltat prin

combinarea de capacități de analiză economică prin intermediul metodelor cantitative din domeniul econometric, fizic, matematic și informatic. În procesul de îmbunătățire continuă a acestor modele se are în vedere structura piețelor electronice deja existente: ipoteza eliminării totale a intermediarilor este înlocuită cu cea a creării unor „cybermediatori”, componente ale modelului informatic care vor desfășura activități în vederea definirii mai exacte a informației care se schimbă pe piață între diferiți participanți.

Cadrul actual cel mai avansat la care au ajuns cercetătorii este reprezentat de tranzacționarea pe Internet a acțiunilor. Astăzi, datorită dezvoltării extraordinare a tehnologiilor informaționale și de comunicare, suntem martorii primilor pași ai evoluției Internetului către o economie deschisă, de piață liberă, în care agenți automați cumpără sau vând o varietate largă de bunuri și servicii informaționale. În timp, acești agenți artificiali vor evolua de la a utiliza simple facilități în tranzacțiile prin comerț electronic la a fi decidenți în procesele financiare complexe pe care le creează sau la care iau parte (de exemplu în licitații), la început fiind controlați direct de factorul uman și câștigând apoi din ce în ce mai multă autonomie și responsabilitate. În final, tranzacțiile între agenți vor deveni o parte inseparabilă și chiar dominantă a economiei de piață care se prefigurează.

În continuare vom utiliza un model de piață financiară cu agenți eterogeni pentru a exemplifica uriașele avantaje pe care le prezintă o astfel de tendință de automatizare a proceselor financiare. Unii dintre acești agenți sunt influențați de opiniile celorlalți agenți care acționează pe piață în ceea ce privește evoluția viitoare a pieței. Alți agenți acționează într-un mod rațional. Piața financiară artificială (virtuală) are următoarele caracteristici:

- i) Tranzacțiile au ca obiect un singur tip de acțiuni ;
- ii) Se tranzacționează o singură unitate de acțiuni la fiecare moment de timp;
- iii) Nu este definită o politică a dividendelor;

iv) La fiecare moment de timp, informații noi ajung pe piață și fiecare agent trebuie să decidă între a vinde sau a cumpăra o acțiune;

v) Agenții care acționează pe piață sunt caracterizați de raționalitate limitată și sunt diferențiați pe trei categorii, în funcție de comportamentul pe care îl adoptă în vederea luării deciziilor de vânzare / cumpărare: imitatori (I), fundamentalisti (F), fermi (S);

vi) Fiecare agent acționează sub restricție bugetară: pornește la începutul perioadei cu un buget maxim și are acces la un nivel maxim de îndatorare;

vii) Agenții I pot avea o atitudine fie optimistă fie pesimistă, pe care și-o pot schimba pe parcursul derulării tranzacțiilor;

viii) Există un număr maxim de agenți care pot acționa pe piață;

ix) Agenții I sunt caracterizați prin volatilitatea opiniilor, sensibilitate la noile informații care apar pe piață, propensitatea acțiunii de influență, imitare și respectiv decizie, care apar în urma contactelor avute cu alți agenți;

x) Agenții F au o singură caracteristică: volatilitatea comportamentului, care determină probabilitatea de a-și schimba categoria și a deveni I.

Prețul reflectă întreaga informație referitoare la valoarea unui activ tranzacționat pe piața financiară (ipoteza de eficiență a pieței-EMH). O dată cu creșterea cantității de date analizate, a metodelor de analiză statistică și dezvoltarea complexității lor, s-a dovedit că această ipoteză nu mai este generic valabilă. Prețul activelor este mai volatil decât este prezentat teoretic, prăbușirile și bulele apar cu o frecvență mult mai ridicată decât cea așteptată.

În acest model, punctul de interes este volatilitatea. Există trei aspecte ale EMH care nu sunt în conformitate cu realitatea pieței: investitorii sunt presupuși raționali și pun preț pe obligațiuni într-un mod rațional; dacă investitorii nu sunt raționali, tranzacțiile făcute de ei sunt la întâmplare și de aceea se exclud reciproc fără să afecteze prețurile; dacă investitorii sunt iraționali, se întâlnesc pe piața cu bule raționale care le elimină influența asupra prețurilor. Considerând că toți investitorii au o raționalitate limitată și sunt eterogeni, informația care vine pe

pieță este luată în considerare în crearea așteptărilor referitoare la evoluția pieței într-o altă manieră decât în ipoteza EMH.

Principala caracteristică a acestui model este sentimentul pe care agenții și-l formează în ceea ce privește natura informațiilor care ajung pe piață și implicațiile lor în evoluția viitoare a prețurilor. Acest sentiment se referă la încrederea pe care o acordă agentul informației, în sensul că dacă o consideră bună, decizia luată îi va crește câștigul prin creșterea investițiilor și dacă o consideră proastă își va diminua investiția. În cazul EMH, sentimentul agentului ar reflecta numai informația pe care o deține, nu și nivelul său de încredere. La constituirea acestui sentiment contribuie nu numai informația în sine, ci și sentimentele transmise de vecini și particularitățile fiecărui agent în parte, care îi influențează modul de interpretare atât a informațiilor cât și a influențelor vecinilor. Așa cum am explicat mai sus, încrederea crește atunci când natura informațiilor este confirmată de evoluția pieței (informație bună – prețul crește și respectiv informație proastă – prețul scade) și scade atunci când cele două elemente evoluează în sensuri opuse. Investitorii nu sunt iraționali și o parte din informația nouă este reflectată de preț. Mai mult, informația nouă împreună cu starea generală a sistemului influențează dinamica parametrului de legătură.

2) Modelul

La fiecare moment de timp informații noi ajung pe piață sub formă de semnal $I(t)$. Conform EMH, după scăderea prețului așteptat utilizând o rată care reflectă orizontul de timp ale investiției și profilul de risc, prețul nu mai poate fi modificat, adică după scădere, valoarea așteptată a câștigului va fi nulă. Acest aspect implică faptul că informația care ajunge pe piață, după scăderea prețului, nu va fi inclinată nici spre un sens pozitiv, nici spre un sens negativ, întrucât interpretăm prețul prin intermediul valorii așteptate de după scădere și analizăm informația în acești termeni.

Deci, presupunem următoarele: informația este o variabilă aleatoare de medie 0 și abatere medie pătratică egală cu 1, o distribuție de probabilitate simetrică în jurul lui 0, semnalul informației îl considerăm normal distribuit pe intervalul $[0,1]$, de medie 0 și abatere medie pătratică 1 (pentru o scurtă perioadă de timp informația are rata drift egală cu 0 prin natura ei). Un sens calitativ este oferit informației prin asignarea a două valori: +1 pentru informație bună și -1 pentru informație proastă. Astfel, la un moment de timp t , avem:

$$I(t) \sim N(0,1) \quad (7.1)$$

$$Q(t) = 1 \text{ dacă } I(t) > 0,5 \text{ și } Q(t) = -1 \text{ altfel,} \quad (7.2)$$

înțelegând prin $I(t)$ informația și prin $Q(t)$ funcția de transformare calitativă.

Regula de formare a sentimentului, care stă la baza deciziilor agenților, este definită pornind de la ipotezele prezentate la începutul acestui capitol: agenții sunt parțial raționali, sunt eterogeni, sunt influențați de comportamentul vecinilor în ceea ce privește evaluarea acestora a aspectului calitativ al informației. Raționalitatea parțială impune limite în ceea ce privește interpretarea informației. Deși toți agenții sunt informați, interpretarea individuală a informației depinde de experiența personală în tranzacții, de cunoștințele și trecutul fiecărui agent, de modelele pe care le consideră în evaluarea pieței pe care activează și a poziției pe care și-o atribuie pe această piață. Bineînțeles că aceste modele diferă de la agent la agent, lăsând loc influențelor care se manifestă între cele trei categorii. Din aceasta rezultă că sentimentul referitor la evoluția pieței se formează diferit pentru fiecare agent și fiecare reacționează într-o manieră diferită la informațiile noi.

Totuși, informația nouă nu este singura forță exterioară care acționează la nivel de agent. Trebuie să luăm în considerare posibilitatea comunicării sau transmiterii sentimentelor asupra interpretării calitative a informației. De aici

apare senzitivitatea la opiniile vecinilor. Această deschidere către alți agenți este o strategie de extindere a raționalității, în ipoteza raționalității parțiale.

Se introduce o ipoteză suplimentară de lucru: rețeaua agenților este reprezentată în plan bidimensional, conform aplicației Netlogo, fiecare agent fiind conectat la cei 8 cei mai apropiați vecini ai săi și condiții periodice de frontieră sunt presupuse. Astfel, pentru agenții din categoria I avem:

$$S_i(t) = \text{sign}(K_i * NS_i(t)) + n_{s_i} * Q(t) + e_i(t) \quad (7.3)$$

unde K_i reprezintă vectorul linie al parametrilor propensiunilor de influențare a agentului i de către vecinii săi ($K_i = (k_{i1}, k_{i2}, k_{i3})$) unde k_{i1} reprezintă propensiunea de influențare a credințelor agentului i de către vecinii săi în ceea ce privește natura informației, k_{i2} - propensiunea de influențare a comportamentului agentului i de către vecinii săi din categoria F și respectiv k_{i3} - propensiunea de influențare a comportamentului agentului i de către vecinii săi din categoria S; $NS_i(t)$ - vectorul coloană al sentimentelor vecinilor agentului i , grupate pe cele trei categorii de agenți (aceeași structură ca și vectorul parametrilor de propensiune, prezentat mai sus); n_{s_i} - senzitivitatea agentului i la sensul calitativ al informației; $e_i(t)$ - o variabilă generată aleator prin care se cuantifică interpretarea personală a agentului i în ceea ce privește informația. Ea este normal distribuită în jurul lui 0 cu o abatere medie patritică ce poate fi controlată de utilizator; $S_i(t)$ - sentimentul agentului i referitor la tipul informației, dacă este bună (bullish), el va cumpăra, dacă este proastă (bearish) va vinde. Dacă $S_i(t)$ este mai mare decât 1, atunci decizia agentului i este de a cumpăra și are o atitudine optimistă. Dacă $S_i(t)$ este între 0 și 1, iar switch-ul "schimbare-puternică" este bifat, decizia agentului este de a vinde și are o atitudine pesimistă. Dacă switch-ul nu este bifat, atunci agentul va cumpăra și va avea o atitudine optimistă. Dacă $S_i(t) = 0$ și switch-ul "schimbare-nesemnificativă" este bifat, agentul va cumpăra și

va avea o atitudine optimistă. Altfel, agentul va vinde și va avea o atitudine pesimistă. În fine, dacă $S_i(t) < 0$, agentul vinde și are o atitudine pesimistă.

În afară de componenta $Q(t)$ care este aceeași, celelalte argumente ale funcției sgn diferă de la individ la individ. Bineînțeles, ecuația de decizie a imitatorilor are această formă în cazul în care nu este bifată opțiunea ca agenții din această categorie să fie influențați de toți ceilalți agenți de pe piață.

Modul de formare a deciziei fundamentalistilor: ei cumpără o acțiune dacă o consideră subestimată, altfel o vând, adică în cazul în care valoarea prezentă este mai mare decât \log -price, atunci cumpără, altfel vând. Decizia agenților de tip S este aleatoare, bazată pe o variabilă aleatoare uniform distribuită în intervalul $[0,1]$: dacă este mai mare decât $0,5$, atunci agentul cumpără, altfel vinde.

Regula de formare a prețului: logaritmul prețului este obținut prin însumarea logaritmului prețului anterior cu sentimentele fiecărui agent (care coincide cu poziția agenților) împărțite la numărul de agenți care nu au eșuat. În caz că toți agenții au eșuat, atunci prețul actual este egal cu cel anterior. Câștigurile (de fapt logaritmul câștigurilor) sunt reprezentate de diferența între \log -p actual și \log -p anterior, ceea ce înseamnă de fapt suma credințelor agenților împărțit la numărul lor. Câștigul este calculat ca fiind excesul de cerere împărțit la numărul total de agenți.

Dinamica propensiunii influențării de către credințele celorlalți agenți este modelată în felul următor: presupunem că indivizii au o propensiune inițială, oferită de utilizator, și dacă o informație bună/proastă este confirmată de evoluția pieței în aceeași direcție atunci propensiunea individuală este egală cu cea de bază la care se adaugă/scade o cantitate egală cu câștigurile. Altfel, propensiunea actuală este cea de bază din care se scade/adaugă o valoare egală cu câștigurile. S-a ales această metodă întrucât câștigurile sunt un indicator mediu al stării agregate a pieței.

O explicație intuitivă a acestei reguli de formare poate să rezulte din următorul proces: presupunem un scenariu pesimist, mai exact presupunem că o informație proastă ajunge pe piață și este confirmată de evoluția pieței în aceeași direcție. Această situație apare numai dacă există un număr mare de agenți bearish (credințe negative), relativ cu numărul agenților bullish (credințe pozitive), astfel încât credința generală este bearish și atunci agenții devin mai receptivi la credințele celorlalți agenți și credința negativă ajunge în perioada următoare. Aceasta induce o pierdere foarte mare în cazul în care informația este bună în următoarea perioadă și câștigurile scad, iar situația sistemului devine critică, iar în perioada următoare se observă dezorganizare pe piață și este necesară o mișcare de corecție. Aceste reacții sunt responsabile pentru majoritatea fenomenelor de volatilitate pe piețele financiare.

Reprezentarea matematică a probabilității de schimbare a comportamentului (de a trece din categoria optimiștilor în cea a pesimiștilor) este următoarea:

$$\pi_{+-} = v_1 \frac{n_1}{N} \exp(U_1) \quad \pi_{-+} = v_1 \frac{n_1}{N} \exp(-U_1) \quad U_1 = \alpha_1 x + \frac{\alpha_2}{v_1} \frac{dp/dt}{p}$$

Indicii, în ordinea vizualizată, reprezintă trecerea de la optimist la pesimist respectiv de la pesimist la optimist. Trecerea de la atitudine optimistă la atitudine pesimistă este influențată de majoritatea opiniilor celorlalți agenți de tip I: $x = \frac{n_+ - n_-}{n_c}$ și de trendul prețului, $\frac{dp/dt}{p}$. Prima componentă poate reflecta încercările pe care fiecare agent le face în vederea obținerii de informații din comportamentul celorlalți agenți. Cea de-a doua componentă ar putea fi interpretată ca fiind reprezentativă pentru metodele de analiză ale trendului. Parametrii v_1, α_1 și α_2 sunt măsuri ale frecvenței de reevaluare a opiniei și a importanței acordate opiniilor majoritare și a trendului prețului.

Trecerea de la categoria de agenți I la cea de tip F și viceversa este formalizată în aceeași manieră:

$$\pi_{+f} = v_2 \frac{n_+}{N} \exp(U_{2,1}); \pi_{f+} = v_2 \frac{n_f}{N} \exp(-U_{2,1}); \pi_{-f} = v_2 \frac{n_f}{N} \exp(U_{2,2});$$

$$\pi_{f-} = v_2 \frac{n_f}{N} \exp(-U_{2,2})$$

Ca și mai sus, primul index reprezintă subgrupul la care se mută agentul și cel de-al doilea subgrupul căruia agentul a aparținut înainte. De exemplu, π_{+f} denotă un agent de tip F care trece la categoria I cu o atitudine optimistă. Termenii $U_{2,1}$ și $U_{2,2}$ depind de diferența între profiturile momentane ale imitatorilor și ale fundamentalistilor:

$$U_{2,1} = \alpha_3 \left\{ \frac{r + \frac{1}{v_2} \frac{dp}{dt}}{p} - R - s \cdot \left| \frac{p_f - p}{p} \right| \right\}$$

$$U_{2,2} = \alpha_3 \left\{ R - \frac{r + \frac{1}{v_2} \frac{dp}{dt}}{p} - s \cdot \left| \frac{p_f - p}{p} \right| \right\}$$

profit agenți de tip I
profit agenți
profit agenți

de tip I profit agenți

cu o atitudine optimistă
de tip F
cu o

atitudine pesimistă de tip F

Profiturile ce revin imitatorilor din grupul optimist (care sunt cumpărători și astfel își cresc procentul de activ în portofoliul personal) sunt compuse din dividendele nominale (r) și câștigurile de capital datorate schimbării prețului (dp/dt). Împărțind la prețul actual al pieței se află venitul pe unitatea de activ. Supraprofiturile sunt calculate prin scăderea din celelalte investiții a valorii medii a venitului real R . Fundamentalistii însă, consideră abaterea dintre preț și valoarea fundamentală p_f (indiferent de semnul ei) drept o sursă de arbitraj.

Întrucât câștigurile din arbitraj ar putea apărea numai în viitor (și depind de perioada nesigură de timp până se ajunge la reversul valorii fundamentale), ele sunt ponderate cu factorul $s < 1$. Mai mult, neglijarea termenului dividendelor din expresia profiturilor fundamentaliștilor se justifică prin faptul că se presupune corectă perceperea veniturilor reale pe termen lung ca fiind egale cu veniturile medii ale investițiilor alternative (de exemplu, $r/p_f = R$) astfel încât singura sursă de supraprofit este, din punctul lor de vedere, arbitrajul când prețurile sunt greșite, de tip anomalie ($p \neq p_f$).

În ceea ce privește $U_{2,2}$, considerăm profiturile din punctul de vedere al imitatorilor cu atitudine pesimistă, care, pentru a evita pierderile, se vor grăbi să iasă de pe piață și vor vinde activul la un preț subestimat. Poziția lor de retragere în vederea achiziționării de alte active este dată de venitul mediu R pe care îl compară cu dividendele nominale la care adaugă diferențele de preț ale activului pe care îl vând, între cele două perioade. Dacă aceste diferențe sunt negative, apare o pierdere de capital. Astfel se explică modalitatea diferită de exprimare a funcției $U_{2,2}$ față de $U_{2,1}$.

Dinamica prețului este presupusă liniară: pornind de la prețul din etapa anterioară se adaugă la acesta câștigul mediu obținut de ansamblul agenților. Acest câștig mediu este obținut prin evaluarea sumei câștigurilor pentru cele trei categorii de agenți (considerând câștigurile obținute de vânzătorii cu + și cele obținute de cumpărătorii cu -) în raport cu numărul total de agenți existenți pe piață. În cazul în care toți agenții au eșuat și deci au părăsit piața, acest câștig este 0 și atunci nu mai există modificări ale prețului.

Această dinamică este cuantificată prin intermediul funcției logaritm a prețului ($\log-p$) și atunci putem interpreta această funcție, în termenii Netlogo, ca fiind însumarea prețului anterior cu sentimentele fiecărui agent (care coincide cu poziția agenților) împărțit la numărul de agenți care nu au eșuat. Câștigurile (de fapt funcția logaritmică a câștigurilor) sunt reprezentate de diferența între $\log-p$ actual și $\log-p$ anterior, ceea ce înseamnă de fapt suma credințelor agenților

împărțit la numărul lor. Prin această exprimare matematică a prețului se asigură faptul că nici o dependență non-lineară nu intervine în formarea prețului din procesul de sosire a noilor informații pe piață. Atunci, fenomenele observate în comportamentul pieței (cluster de volatilitate, fat tails etc.) sunt datorate numai proceselor efective de tranzacționare.

Conform lui Lux și Marchesi (2001?) , modelul generează serii de date (prețuri și câștiguri) care prezintă caracteristicile elementare ale datelor reale observate pe piață: prezența unei rădăcini unitate în dinamica prețului activelor precum și heteroscedasticitatea câștigurilor. Așa cum Lux și Marchesi au observat, modelul pe care l-au elaborat este caracterizat de un echilibru continuu, atingând un preț care egalează, în medie, valoarea fundamentală pentru un număr determinat de agenți atât din grupul imitatorilor cât și al fundamentaliștilor. Această indeterminare poate fi explicată luând în considerare că nici unul din grupuri nu are nici un avantaj în situația în care nu există arbitraj ($p=p_f$) și nu se așteaptă abateri ale prețului de la echilibru ($dp/dt=0$). Aceste observații implică faptul că schimbările de comportament și trecerile de la o categorie la alta devin întâmplătoare atunci când se află în vecinătatea echilibrului. Deci, sistemul se mișcă într-o manieră neregulată de-a lungul echilibrului continuu și atunci echilibrul relevant selectat pentru o anumită perioadă depinde de întreaga istorie a procesului.

Un alt rezultat teoretic este faptul că stabilitatea echilibrului depinde de procentul imitatorilor aflați pe piață. Valoarea critică a acestora reprezintă momentul de trecere dintre echilibrul stabil la cel instabil. Când utilizatorul configurează sistemul de parametri și prin derulare se atinge acest punct critic, volatilitatea crește datorită reacțiilor de destabilizare și trecere a unor agenți de la categoria fundamentaliștilor la cea a imitatorilor. Dar aceste forțe de destabilizare sunt păstrate de anumiți agenți care, în momentul în care apar fluctuații majore ale prețului, se întorc la grupul fundamentaliști. De aceea, această destabilizare este numai un fenomen temporar care apare totuși în mod repetat în timpul

derulării simulărilor. Întrucât această destabilizare temporară nu conduce la fluctuații de lungă durată, imaginea de ansamblu redă totuși elemente de eficiență în procesul de formare al prețului. În ciuda acestui aspect, există însă o anumită fragilitate a pieței manifestată printr-o tendință către fluctuații ample, dar inutile și tranziții rapide și dese între stări de organizare și de dezorganizare. Acest tip de comportament poate fi asociat fenomenului prezent în științele naturii numit “intermitența on-off” (Heagy, 1994).

3) Interpretare elementelor grafice ale simulatorului

Ecranul de output este piața în care agenții, reprezentați prin pătrățele, au diferite culori în funcție de tipul de comportament adoptat. Acești agenți se împart în trei categorii, așa cum am arătat și la începutul acestui capitol:

1) *fundamentațiști* - reprezentați prin culoarea alb, ei decid dacă să cumpere sau să vândă acțiuni în funcție de valoarea actuală a acestora, dacă depășește sau nu prețul acțiunilor respective;

2) *imitatori* - reprezentați prin culoarea verde, ei decid acțiunile prezente în funcție de comportamentul trecut al vecinilor (cei 8 vecini sau toți agenții de pe piață). Ei pornesc cu o atitudine optimistă, schimbându-și culoarea în albastru sau pesimistă (negru) în funcție de tipul informațiilor care ajung pe piață, după care își vor modifica opiniile în funcție de comportamentul celorlalți agenți.

Se poate alege gradul de dependență al deciziilor lor prin activarea switch-urilor “schimbare-puternică”, caz în care acești agenți își vor schimba deciziile în direcția în care acționează majoritatea tranzacțiilor derulate de vecinii lor, respectiv “schimbare-nesemnificativă” caz în care își schimbă decizia luând în considerare numai o parte a tipurilor de tranzacții efectuate de vecinii lor. Dacă cele două switch-uri nu sunt activate, atunci imitatorii vor urma comportamentul majorității absolute a agenților. De asemenea, se poate alege gradul de importanță pe care imitatorii o atribuie deciziilor celorlalte tipuri de agenți.

3) *fermi* – reprezentați prin culoarea roșie, ei sunt de fapt agenții care introduc perturbațiile în sistem întrucât deciziile lor de tranzacții sunt de tip aleator.

Fiecare agent de tip I este definit prin sentimentul pe care îl are: +1 (în acest caz el este de tip bull și deci crede că piața va crește și atunci va decide să cumpere o acțiune) și -1 (în acest caz este bear, deci consideră că piața va suferi o cădere și decide să vândă o acțiune). Fiecare agent de tip F este caracterizat de propriile convingeri. Acest termen desemnează același proces ca mai sus, pentru imitatori, dar cu precizarea că se bazează pe criterii raționale și reprezintă convingerea de a pierde sau a câștiga bani din deținerea respectivei acțiuni, acesta fiind procesul în urma căreia agentul decide dacă va vinde sau va cumpăra. Agenții de tip S sunt caracterizați de decizie.

Se poate alege procentajul maxim al agenților de tip F și I (bineînțeles, suma lor nu trebuie să depășească 100, în caz contrar va apărea un mesaj de eroare și programul se va opri), de aceea programul extrage un număr aleator pe baza căruia se determină proporția tipologiilor agenților; numărul agenților de tip S este determinat rezidual.

Însumarea deciziilor tuturor agenților determina câștigul activului, prin care se va modifica prețul: în fiecare etapă, programul recalculează valoarea balanței operatorilor, adică numărul activelor deținute înmulțit cu prețul activului și lichiditatea, care este modificată prin adăugarea (în caz de vânzare) sau scăderea (în caz de cumpărare) a unei cantități egale cu prețul activului.

Numărul total al acțiunilor deținute în portofoliu de către un agent poate fi negativ sau pozitiv. În cazul în care este negativ, agentul este în poziție scurtă, modelul admitând ipoteza nelimitării numărului de vânzări scurte.

Un agent eșuează atunci când valoarea portofoliului și lichiditatea sa sunt inferioare limitelor stabilite prin nivelul parametrului îndatorare maximă. Dacă doar lichiditatea este inferioară acestui nivel, atunci agentul vinde acțiunile deținute pentru a depăși valoarea acestui prag (lichiditatea se actualizează prin

adunarea prețului acțiunii vândute la lichiditatea existentă); altfel, în cazul în care doar valoarea portofoliului este sub nivelul maxim de îndatorare, din cauza a numeroase vânzări scurte, lichiditatea este mobilizată în scopul cumpărării de acțiuni numai pentru a reuși trecerea de prag a valorii portofoliului (valoarea portofoliului va crește și ajunge la valoarea preț actual* număr acțiuni, iar lichiditatea scade cu prețul actual plătit pe o acțiune). Agenții care eșuează își schimbă culoarea în galben, încetează să aparțină unuia din cele trei grupuri și își pierd acțiunile deținute și nici nu mai influențează comportamentul celorlalți agenți. Lichiditatea este calculată ca fiind cantitatea de bani pe care fiecare agent o are la sfârșitul fiecărei tranzacții.

“toți-agenții”=comportamentul agenților de tip I este influențat de toți agenții de pe piață. Atunci când I sunt influențați doar de cei opt vecini, piața este foarte stabilă, altfel piața prezintă numeroase prăbușiri și bule.

“max-senzitivitate-info”, “max-propensiune-imitație”, “max-propensiune-bază-sentiment” și “max-propensiune-decizie” sunt parametrii ce caracterizează comportamentul imitatorilor în ceea ce privește informația care ajunge pe piață și respectiv opiniile celorlalți două categorii de agenți pe care imitatorii îi consideră în momentul în care iau decizii. Setarea acestor slide-uri fixează valoarea maximă pe care caracteristica respectivă o poate atinge, urmând ca în timpul simulării, fiecărui agent să-i fie atribuită o valoare aleatoare între 0 și valoarea maximă. Max-senzitivitate-info este înglobat în toate cele trei ecuații de decizie.

“epsilon” și “sigma” definesc media și respectiv dispersia variabilei aleatoare normal distribuite care intră în ecuația de formare a opiniei agenților de tip I. Din punct de vedere sociologic, această variabilă exprimă particularitățile fiecărui agent în funcție de care interpretează acțiunile vecinilor săi.

“max-senzitivitate-info” = senzitivitatea maximă a fiecărui agent la informația nouă care ajunge pe piață, setată la un număr aleator, din intervalul [0,1).

“max-schimbare-FI” = probabilitatea maxima ca agentii de tip F să fie influențați de sentimentul vecinilor lor și să-și schimbe comportamentul, trecând în categoria I.

“log-p”=prețul actual al acțiunii, datorat acțiunilor simultane ale cererii și ofertei; comportamentul acestei variabile este corespunzător mișcărilor câștigurilor pieței; “valoare-prezentă”=valoarea actuală a acțiunii și se bazează pe informațiile aflate la dispoziția agenților; “sens-calitativ-info”= componenta rațională a deciziilor o reprezintă informațiile legate de piață care ajung la fiecare agent.

Acești parametri sunt fixați la începutul simulării și rămân neschimbați în timpul derulării procesului. Diverse combinații conduc la diverse traiectorii de dinamică, unele foarte apropiate de evoluția de pe piața reală, așa cum voi arăta mai târziu. Principalele grafice evidențiate în model sunt: evoluția prețului, variația procentuală a prețului, evoluția câștigurilor, a volatilității și evoluția valorii portofoliului și a lichidității, observate prin intermediul a trei indicatori: minim, medie și maxim.

Graficul evoluției prețului relevă principalele informații referitoare la situația pieței, cum ar fi identificarea mersului aleator, a modelului de piață de tip bull sau de tip bear, precum și eventuale prăbușiri și bule. Acestea sunt cele mai vizibile în grafic, deși există și alte modele ce ar putea fi observate, dar numai după efectuarea unei analize statistice. Graficul evoluției procentuale a prețului evidențiază variația procentuală a prețului, înțeleasă ca un procent din prețul curent determinat de cerere și oferta ($\ln(\text{preț}/\text{preț-antierior})$ ale acțiunii). Graficul evoluției câștigurilor este unul din cele mai importante, întrucât, pentru numeroase variante de simulare ale parametrilor considerați, dinamica prezentată se regăsește actualmente în evoluția pieței reale, reflectând excesul de volatilitate, clustere de volatilitate (perioade de volatilitate ridicată urmate de perioade de volatilitate scăzută), variații mari și bruște - salturi (jumps), succesiuni de astfel de variații, mișcări corective. Cel de-al patrulea grafic

prezintă indicatorul de volatilitate, calculat prin intermediul câștigurilor în valoare absolută. Acest indicator a fost considerat a fi o măsură mai bună de calcul a volatilității decât metoda câștigurilor la pătrat. Evidențierea grafică a stării inițiale, prezentate mai sus este făcută în figura 2.18.

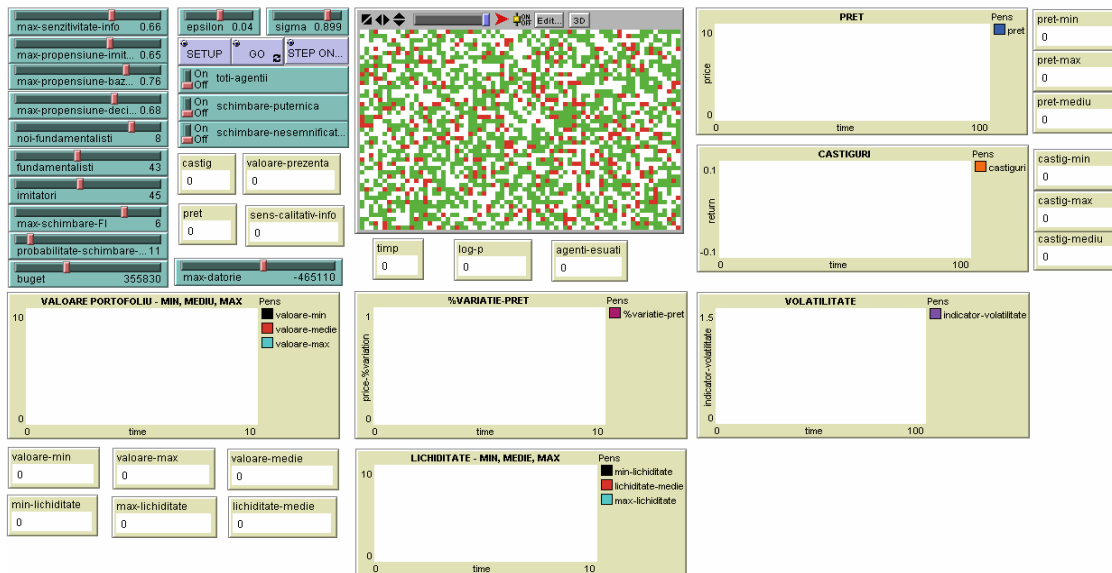


Fig.2.181 – Setare inițialăa simulatorului pieței artificiale

4) Modul de funcționare a pieței

Procedura “GO” se bazează pe modelul pieței artificiale. Mai întâi, noi informații ajung pe piață. Această variabilă este uniform distribuită pe intervalul [0,1]. Se face o transformare a acestei variabile astfel încât dacă valoarea ei este peste 0,5 atunci devine 1 pentru ca toți agenții să o perceapă ca o informație bună și respectiv dacă este sub 0,5 devine -1 pentru a fi percepută ca o informație proastă.

Primii agenți care acționează pe piață sunt imitatorii care își setează opinia (optimiști sau pesimiști) și decid dacă să vândă sau să cumpere. Așa cum reiese

din model, formarea acestei opinii este rezultatul acțiunii mai multor factori: opinia vecinilor de tip I asupra prețului acțiunilor în perioada anterioară, înmulțită cu propensitatea influenței, atitudinile tipului F și S înmulțite cu propensitatea către imitare și decizie, natura informațiilor, înmulțită cu senzitivitatea la informații, la care se adaugă o variabilă aleatoare normal distribuită, de medie și dispersie setate în model (epsilon, sigma). Comportamentul agenților de tip I este parțial rațional întrucât noile informații îi influențează. Pe de altă parte, ei sunt parțial iraționali datorită includerii în procesul decizional a comportamentului agenților vecini din perioada anterioară și a variabilei aleatoare. Tipul S vinde sau cumpără în mod aleator. Ei nu sunt influențați de alți agenți.

La sfârșitul fiecărei perioade, fiecare tip de agenți are o posibilitate de a trece într-o altă categorie. Tipul F poate deveni I dacă mulți colegi sunt optimiști sau pesimiști (dacă numărul membrilor din cele trei grupuri este cel puțin egal cu valoarea observată ca volatilitate pentru grupul fundamentalistilor).

În mod aleator, agenți de tip I pot deveni de tip F. Numai tipul S nu își poate schimba comportamentul, devenind un membru al celorlalte grupuri și nimeni nu poate deveni tip S în timpul derulării tranzacțiilor. Dacă la început, bugetul maxim și nivelul maxim de îndatorare sunt mari, piața va fi mult mai stabilă (chiar dacă fluctuații ale prețului sau ale câștigului sunt posibile) mai ales în fazele de început și nu se înregistrează în mod obișnuit agenți care eșuează.

Schimbările de comportament ale agenților între cele două categorii F și I vin ca răspuns la observarea diferențelor de profit. Particularitățile fiecărui individ conduc la decizia lui de a intra în poziția scurtă sau lungă pe piață. Dezechilibrele între cerere și ofertă prezente pe termen scurt conduc la ajustări de preț în maniera walrasiană.

Procedura prin care agenți din categoria I trec în categoria F se realizează după următorii pași: se generează un număr aleator între 0 și numărul maxim de noi fundamentalisti. Acest număr de agenți din categoria I devin F și își stabilesc

culoarea în alb. Trecerea de la F la I este puțin mai complexă deoarece implică stabilirea atitudinii pe care agenții o vor manifesta în desfășurarea tranzacțiilor. Dacă numărul celorlalți agenți cu atitudine pesimistă depășește valoarea stabilită de utilizator prin behavior-vol, atunci noii agenți de tip I vor avea de asemenea o atitudine pesimistă (vor fi reprezentați prin culoarea negru). În caz contrar, adică numărul agenților cu atitudine optimistă este mai mare decât max-schimbare-FI, atunci noii agenți de tip I vor avea o atitudine optimistă (reprezentați prin culoarea albastru).

Dinamica endogenă a parametrilor de cuplare diferă de la agent la agent, iar psihologia individuală, comportamentul general al agenților și informația care ajunge pe piață nu mai au roluri banale (așa cum sunt alcătuite obișnuitele modele cu investitori raționali) în dinamica acestor parametri. Rezultatul ar fi ca, majoritatea valorilor parametrilor utilizați de model conduc către evoluții ale dinamicii prețurilor și câștigurilor foarte apropiate de cele observate pe piața reală.

5) Simulări realizate prin intermediul pieței financiare artificiale

Utilizatorul poate fixa slide-urile prezente în model în funcție de ceea ce urmărește să obțină și să analizeze. Efectuarea a numeroase simulări cu ajutorul modelului pieței artificiale, aplicat pe datele existente pe site-ul Bursei de Valori București, a condus la grafice similare celor publicate de Bursa de Valori pentru indicii BET și respectiv BET-FI.

În funcție de capitalizarea la bursă, am împărțit companiile listate în cele trei categorii de agenți utilizate de model. Astfel, fundamentalistii sunt reprezentați de companiile cu capitalizări mari la bursă. Se vor alege din lista ordonată descrescător a companiilor primele companii totalizând numărul de fundamentalisti stabilit de utilizator prin slide și obținut aleator prin derularea simulării. Pentru categoria imitatorilor se va alege dintre companiile cu capitalizare mai mică decât în cazul fundamentalistilor, conform numărului total

generat aleator de program, până în maximum stabilit de utilizator. Iar pentru categoria agenților de tip S, se va alege aleator din celelalte companii, întrunindu-se astfel numărul total de agenți.

Pentru exemplificare, tabelele 2.1 și 2.2 prezintă companii ce intră în categoria fundamentalistilor respectiv imitatorilor. Fig. 2.19 - 2.24 vor prezenta starea pieței, respectiv graficele prețului acțiunilor în cele două situații în care evoluția prețului s-a apropiat de graficul evoluției reale ale indicilor BET și BET-FI publicate de BVB.

Data	Simbol	Actiuni emise	Valoare Nominala	Capitalizarea pietei	Capitaluri proprii	Data Capitaluri proprii
09.07.07	SNP	56.644.108.335	0,1	32.287.141.750,95	12.324.704.630,00	31.12.2006
09.07.07	BRD	696.901.518	1	18.886.031.137,80	2.331.481.887,00	31.12.2006
09.07.07	ALR	713.779.135	0,5	7.851.570.485,00	1.455.605.174,00	31.12.2006
09.07.07	TLV	3.933.548.622	0,1	3.422.187.301,14	702.060.715,00	31.12.2006
09.07.07	TEL	73.303.142	10	3.408.596.103,00	2.199.136.207,00	31.12.2006
09.07.07	OLT	3.546.956.001	0,1	3.192.260.400,90	332.138.781,00	31.12.2006
09.07.07	SIF5	580.165.714	0,1	2.523.720.855,90	516.979.002,00	31.12.2006
09.07.07	SIF4	807.036.515	0,1	2.396.898.449,55	1.184.390.376,00	31.12.2006
09.07.07	SIF1	548.849.268	0,1	2.239.305.013,44	378.514.361,00	31.12.2006

Tabel 2.1 – Companii din categoria fundamentalistilor

Data	Simbol	Actiuni emise	Valoare Nominala	Capitalizarea pietei	Capitaluri proprii	Data Capitaluri proprii	P/BV
09.07.07	ILEF	16.122.995	0,1	4.691.791,55	11.115.015,00	31.12.2005	0,42
09.07.07	CONFM	26.623.494	0,1	5.085.087,35	-26.839.036,00	31.12.2005	-0,19
09.07.07	AVBU	6.663.264	2,5	7.995.916,80	-59.124.282,00	31.12.2005	-0,14
09.07.07	ENP	2.024.655	2,5	9.313.413,00	9.599.264,00	31.12.2006	0,97
09.07.07	SRT	158.760.836	0,1	12.700.866,88	21.209.479,00	31.12.2006	0,6
09.07.07	UPET	11.948.356	2,5	12.904.224,48	18.705.374,00	31.12.2005	0,69
09.07.07	ZIM	3.863.055	2,5	13.945.628,55	23.012.340,00	31.12.2006	0,61
09.07.07	INOX	4.393.620	2,5	14.498.946,00	21.417.130,00	31.12.2005	0,68
09.07.07	MEF	5.292.720	2,5	14.554.980,00	24.901.139,00	31.12.2006	0,58

Tabel 2.2 – Companii din categoria imitatorilor

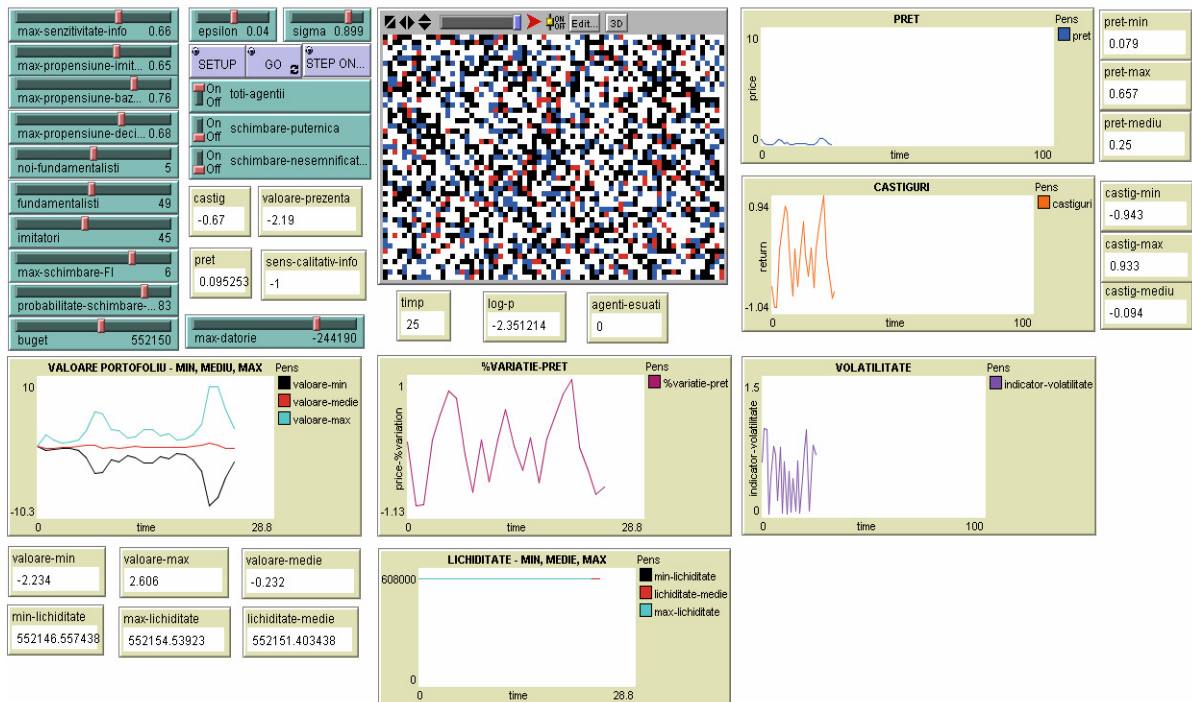


Figura 2.19: Starea pieței după 25 de iterații

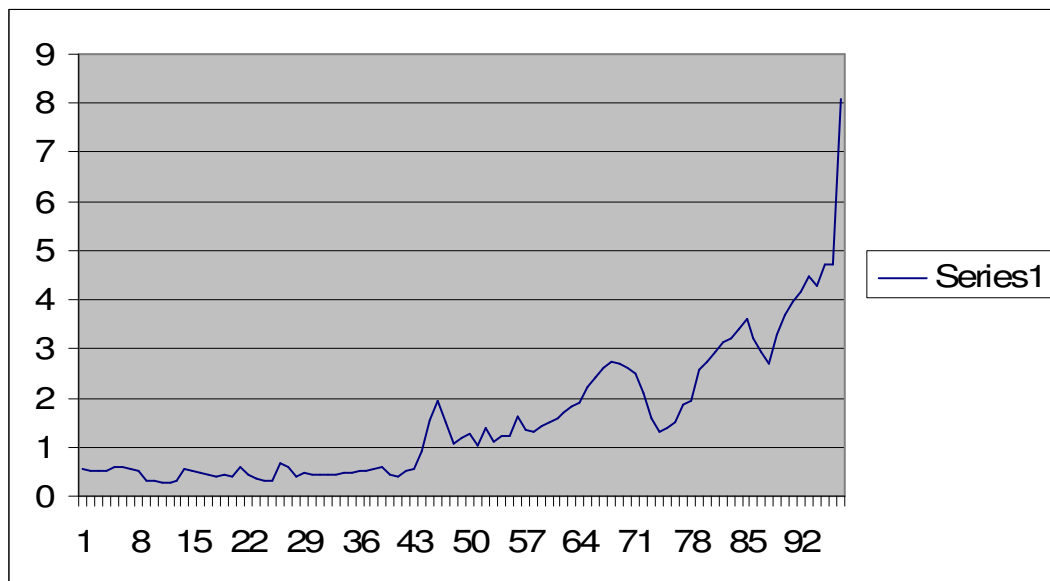


Figura 2.20 - Grafic simulare BET-FI



Figura 2.21 - Grafic BET-FI publicat

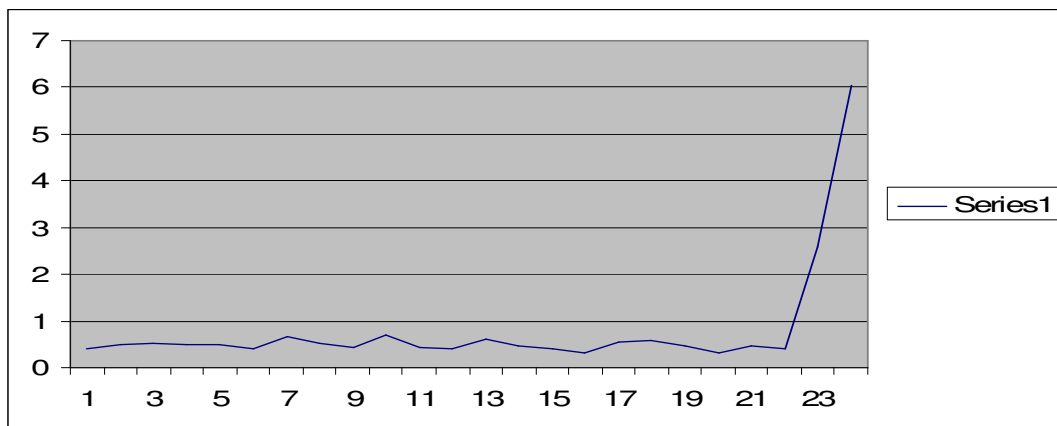


Figura 2.22 - Grafic simulare BET

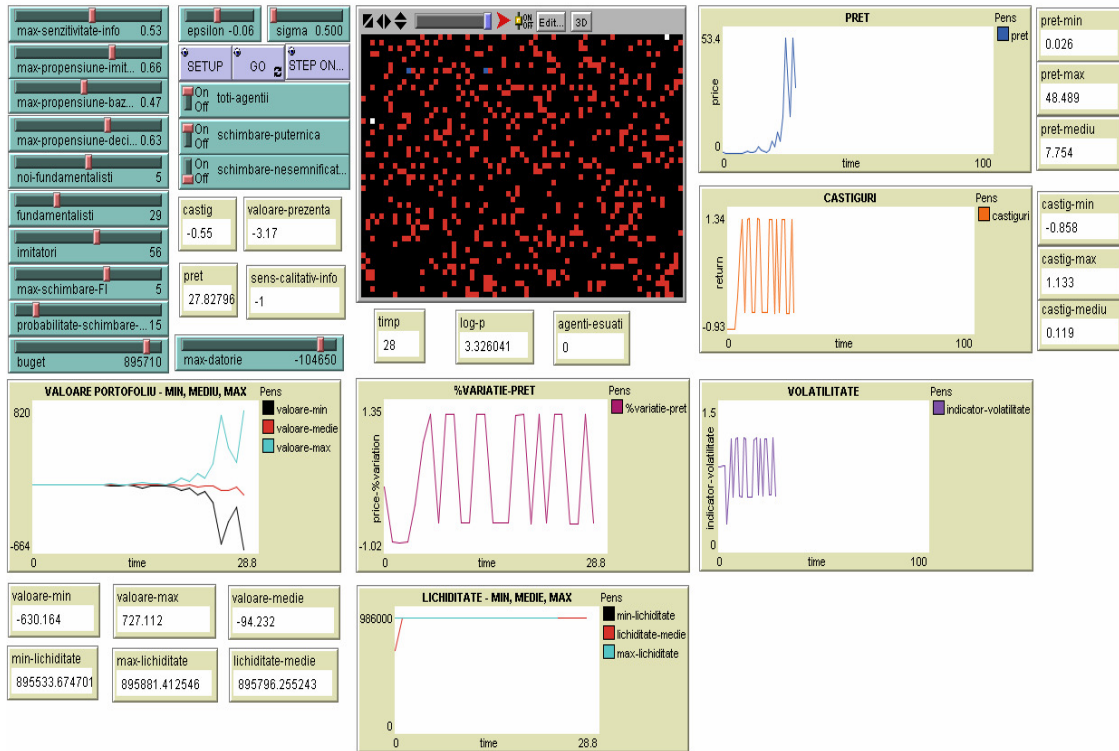


Figura 2.23 – Situație indice BET



Figura 2.24 - Grafic publicat indice BET

6) Interpretarea rezultatelor obținute din simulări

Modelul de față, bazat pe cel al lui Gonçalves, modificat însă pentru a permite studierea efectului de imitație, perpetuează fenomenele de turmă observate de acesta, dar într-o proporție scăzută. Într-adevăr, piața trece prin numeroase faze de tranziție de la stare de dezorganizare la stări de organizare profundă. Totuși, stabilitatea fiecărei stări este de scurtă durată, chiar sunt foarte rapide tranzițiile dintr-o stare în alta, însă, din când în când, stările organizate datorate unui grad înalt de influență manifestat între agenți, sunt menținute pentru mai mult de o perioadă de timp.

Parametrii de cuplare (propensiunea către influență, imitație și decizie) nu urmează o rată scăzută de evoluție, așa cum este de așteptat, ci au o dinamică rapidă ceea ce cauzează volatilitate de grup, salturi urmate de corecturi și așa mai departe.

Un maxim de senzitivitate la informațiile de pe piață, aplicat celorlalți parametri conduce către un comportament apropiat cu cel observat pe piața reală, produce comportamente frecvente și extreme de turmă și volatilitate foarte înaltă.

Principala neconcordanță cu ipoteza EMH este cea legată de volatilitate. Dacă piața este într-adevăr eficientă, atunci volatilitatea ar rămâne constantă în timp și nu ar trebui să apară fenomene ca salturi, clustere de volatilitate care să fie atât de evidente. Modelul permite analiza acestor fenomene produse de schimbările rapide și extreme prezente în comportamentul de turmă manifestat de agenți pe piață. Când piața se află într-o stare de dezorganizare, prețul prezintă fluctuații scăzute, dar, în momentul în care informațiile și mișcările pieței se deplasează în aceeași direcție și câștigurile devin din ce în ce mai substanțiale, sentimentul de influență între agenți polarizează piața și se trece punctul critic către o stare de organizare, creându-se un varf în graficul câștigurilor. Dacă informația evoluează în sens opus față de mișcările pieței și propensiunea către influență este încă în apropiere de punctul critic, piața trece

în faza de tranziție și ajunge în starea de dezorganizare, conducând către mișcări corective și începutul unei noi faze de volatilitate scăzută. Dacă o nouă fază de tranziție apare în timpul desfășurării mișcărilor corective, piața devine polarizată din nou de sentimentul de influență și mișcarea este amplificată într-o nouă variație bruscă, dar în direcție opusă față de cea anterioară. Această dinamică a tranzițiilor rapide generează secvențe de variații bruște de diferite amplitudini, cu volatilitate ridicată a prețului sau secvențe de variații scăzute cu volatilitate scăzută a prețului.

Principala explicație a fenomenului de volatilitate îl reprezintă comportamentul de turmă, care este dependent de numeroși factori, cum ar fi sensibilitatea la calitatea informației care ajunge pe piață (fixată pe timpul simulării), direcția mișcărilor pieței relativ la natura informației și nivelul câștigurilor. Aceste considerații pot fi observate în graficul câștigurilor, unde se măsoară și procentajul de polarizare a credințelor agenților de pe piață: cu cât este mai mic gradul de comportament în turmă cu atât sunt câștigurile mai mici, fie ele pozitive sau negative și cu cât gradul este mai mare cu atât și câștigurile sunt mai mari. Astfel, atunci când toți agenții au aceleași credințe în ceea ce privește informația, valoarea absolută a câștigurilor va fi egală cu 1. Dacă trecerile de la un sentiment la altul suntacompaniate de comportament de turmă, atunci valoarea absolută a câștigurilor crește, iar câștigurile prezintă salturi.

7) Concluzii

Se observă din simulări că, dacă piața este dominată de fundamentalisti, atunci există instabilitate, care pe parcursul derulării tranzacțiilor determină eșuarea multor agenți. Dar dacă piața este dominată de imitatori este instabilă pentru început, după care devine omogenă și nu mai apar elemente de instabilitate. Un scenariu în care piața este dominată de tipul S arată că există stabilitate la început dar ea devine instabilă pe parcursul derulării tranzacțiilor

întrucât creșterile prețurilor produc adevărate explozii care determină apariția numeroaselor elemente de instabilitate.

În dezvoltarea și perfecționarea continuă a acestui tip de modele, cercetătorii au urmărit să obțină interacțiuni între agenți care ar putea conduce la rezultate mai ușor de observat; să pună accent pe dinamica sistemelor și teoria așteptărilor; să definească eterogenitatea în termeni endogeni sistemelor observate, fără a fi nevoiți să introducă prea multe restricții sau să facă apel la o analiză foarte complexă; să înlocuiască cuvintele “rațional” sau “perturbații” cu varietăți largi de credințe ale căror raționalitate și fitness să fie dependente de lumea în care agenții trăiesc pe care o creează.

Cercetătorii fac eforturi continue pentru a calibra piețele la datele actuale și a reuși să cuantifice toate informațiile care sunt disponibile în realitatea economică, mergând astfel pe modele bazate pe experimente cantitative. Experiența anterioară, în ceea ce privește volatilitatea, volumul tranzacțiilor, este o indicație că viitorul acestor cercetări este unul prolific. Mai mult, este destul de clar că cercetarea va continua să îmbine elementele teoretice cu calculele practice. Și în acest caz, modelele bazate pe interacțiuni între mai multe categorii de agenți pot răspunde cu succes criticilor aduse integrării acțiunilor agenților într-un singur model.

Piețele artificiale vor continua să ofere indicații utile și cu aplicabilitate largă despre modul în care funcționează piețele reale, prin intermediul utilizării de software-uri pentru simulări ample. Astfel pot fi identificate probleme legate de comportamentul agenților care ar putea deveni critice și pot în același timp să ofere indicii asupra datelor ce trebuie analizate pentru a se găsi urme ale acestor elemente.

Modelele construite pe baza algoritmilor genetici, a clasificatorilor sunt printre primele care pun accent pe platformele software în scopul realizării simulărilor pe un volum mare de date. Însă și în cazul lor, standardele hardware și software trebuie puțin modificate pentru a se putea plia pe fiecare problemă

studiată. De exemplu, utilizarea intuitivă a clasificatorilor în studierea comportamentelor simple ale agenților conduce la complicații practice numeroase situații ceea ce îl face dificil de implementat în forma sa inițială. Algoritmul genetic, pe de altă parte, continuă dezvoltarea metodelor robuste de modelare a proceselor de învățare, renunțând la o parte din caracteristicile cognitive adiționale ale acestor procese.

Totuși, așa cum B. LeBaron subliniază în lucrarea sa “Despre construcția pieței artificiale de capital de la Santa Fe” (*Building the Santa Fe Artificial Stock Market*, 2002), există și destule puncte slabe ale acestui tip nou de modelare economică, probleme ce ar putea să devină din ce în ce mai serioase în viitor. Prima din observațiile lui LeBaron se referă la sensibilitatea rezultatelor piețelor artificiale la viteza de învățare, în cazul agenților ce învață de la o perioadă la alta. Dacă un singur parametru despre care nu se cunosc foarte multe poate schimba rezultatul într-un mod dramatic, atunci predicțiile fiecărui model vor avea întotdeauna un grad mare de incertitudine. Dinamica numeroaselor agregate economice ar putea depinde de cât de repede răspund agenții la modificările lor. Dacă viteza de răspuns este prea mare, atunci procesul evolutiv se concentrează pe un proces continuu de adaptare la acțiunile anterioare ale agenților și dinamica are doar slabe șanse să tindă spre echilibru. Dacă viteza de răspuns este prea mică, atunci agenții se pot adapta elementelor esențiale ale situațiilor economice cu care sunt confrunțați și pot chiar să învețe cum să se comporte într-un echilibru al așteptărilor raționale. Această sensibilitate este considerată de LeBaron ca “un fel de călcâi al lui Ahile”.

Cea de-a doua problemă se referă la dependența dintre perioadele în care sunt observate evoluții ale sistemelor reale și volumul datelor care pot fi observate. Această situație a apărut datorită faptului că oamenii au învățat sistematic despre riscul din domeniul financiar în ultimul deceniu. Astfel, au pus mult mai mult accent pe investiții riscante și au renunțat la premiul de risc. Această polemică este un obstacol în calea cercetătorilor întrucât devine dificil de

estimat sau calibrat un anumit tip de evoluție sau proces de învățare care să fie valid pentru întreg setul de date disponibile.

În ciuda acestor posibile probleme sau tocmai de aceea, studiul și dezvoltarea piețelor artificiale au devenit tot mai atractive pentru cercetători. Cel mai important aspect și totodată avantaj al continuării în acest domeniu de cercetare îl consideră faptul că agenții nu au un comportament bine definit de la început, ci este lăsat deschis. Astfel, funcționarea pas cu pas a piețelor oferă posibilitatea de analiză și găsire a ineficiențelor pieței și eventuala înlăturare a lor. Aceasta va presupune bineînțeles și o reconsiderare a actualelor metode financiare de funcționare întrucât cele tradiționale întâmpină dificultăți în explicarea marilor transferuri și fluxuri de capital ce pot fi observate pe piețele moderne.