

13. Modele ABM

Modelele ABM (*agent based models*) reprezintă o nouă metodologie dezvoltată cu scopul de a studia procese din sisteme complexe la interacțiunea dintre structurile macro- și microscopice. De regulă, multe asemenea sisteme sunt caracterizate prin faptul că proprietățile lor generale, rezultat al superpoziției mai multor stări individuale ale subsistemelor componente sau un agregat al acestora, nu pot fi deduse printr-o simplă extrapolare a evoluției părților componentelor de la un nivel structural inferior la unul mai superior, ci reprezintă proprietăți calitativ noi. Acesta este cazul sistemelor complexe care manifestă deseori proprietatea de *autoorganizare*, care reprezintă, în temei, capacitatea sistemului de a “învăța” noi strategii individuale de evoluție. Totodată asemenea sisteme neliniare complexe necesită și metode mai avansate, “netradiționale” de cercetare, modelele analitice fiind acceptabile doar în cazuri limită, iar simplificarea corespunzătoare a modelului riscă să conducă deseori la excluderea a însăși factorului-cheie, la fel ca și în zicala “a arunca copilul împreună cu apa”. Pe de altă parte, un design flexibil la nivel microscopic ar descrie adecvat interacțiunea și comportarea părților componente sau *agenților* care formează sistemul complex, iar, ca consecință, și a sistemului în ansamblu. Metodologia respectivă s-a consolidat pe parcursul ultimilor decenii ale secolului XX și este astăzi aplicată cu succes la studierea fenomenelor sociale și economice ca cele mai reprezentative exemple de “fenomene complexe” [77–85], deși ponderea rezultatelor corespunzătoare în totalul cercetărilor științifice, atât din motive obiective, cât și subiective, este nesemnificativă [86–93]. De exemplu, modelele ABM sunt aplicate în doar 0.03% din cercetările economice publicate în revistele internaționale de referință, iar în calitate de posibile motive obiective sunt enumerate, de regulă, dificultatea de interpretare și generalizare a rezultatelor, și dificultatea de estimare a lor în comparație cu modelele

analitice ordinare [94]. Aceiași autori, totodată, demonstrează lipsa de temei pentru asemenea afirmații, modelele ABM oferind atât un grad sporit de generalitate, cât și posibilitatea unei estimări adecvate a rezultatelor. Mai mult ca atât, avantajul esențial al acestora constă în capacitatea lor de a descrie fenomene complexe, deoarece modelele ABM suportă o detaliere mai bogată a fenomenului. Totodată au fost elaborate și programe de calcul corespunzătoare. De exemplu, JAS reprezintă un cunoscut program pentru simulări în baza modelelor ABM cu următoarele trăsături de bază: simularea evenimentelor discrete temporal, bazat pe tehnica de programare Java, management flexibil al unității de timp utilizate (secunde, minute, ore, zile etc.), generator de evenimente desfășurate în timp real, suport pentru intrări/ieșiri XML de date și format SVG al fișierilor, posibilitate de clasificare a sistemelor modelate, Sim2Web pentru prezentarea în rețeaua globală Internet a simulărilor și interacțiunea cu utilizatorii online, MultiRun pentru gestionarea cu modele ce posedă cicluri repetate pentru calibrarea automată a parametrilor, componentă pentru efectuarea calculelor statistice bazată pe pachetul *cern.jet* ce posedă fișier și bază de date cu intrări/ieșiri etc. [95]. În particular, *jas.statistic* reprezintă o bibliotecă de funcții statistice proiectată ca parte integrantă a procesului de simulare. Deoarece seturile de date colectate la diferite etape ale executării programului sunt deseori actualizate, iar, uneori, și însăși structura datelor se modifică, codul-sursă a fost optimizat cu scopul de a reduce volumul memoriei ocupate a calculatorului și a consumului de timp CPU. Structura lui *jas.statistic* conține trei compartimente: *jas.statistics* pentru interfețe, *jas.statistics.reflectors* pentru extragerea datelor și memorarea lor, iar *jas.statistics.functions* conține funcțiile utilizate la efectuarea calculelor statistice în baza algoritmilor localizate în *cern.jet.stat*.

În continuare vom efectua o generalizare a componentei matematice a modelelor respective, deoarece simularea propriu-zisă a sistemului se realizează conform unui set de funcții bine definite atât deterministic, cât și stocastic. Aceste funcții descriu în mod univoc dinamica sistemului la nivel macroscopic. Mai mult ca atât, o eventuală stare de echilibru este descrisă cu ajutorul unei funcții bine definite de parametrii structurali și de condițiile inițiale impuse sistemului. Să considerăm că în fiecare moment de timp t un element,

sau singleton, agent i , unde $i \in 1, 2, \dots, n$, este descris univoc cu ajutorul unei variabile de stare $x(i, t)$, iar evoluția acesteia este caracterizată de ecuația:

$$x(i, t) = f_i(x(i, t), x(-i, t); a(i)), \quad (13.1)$$

unde sunt specificate caracteristicile individuale atât sub aspect funcțional și structural (f_i și $a(i)$, respectiv), cât și starea celorlaltor unități, cu excepția lui i , din sistem, $x(-i, t)$. După ce au fost apreciate caracteristicile sistemului la nivel microscopic, urmează definirea unor mărimi macroscopice, astfel Y referindu-se la întreg ansamblu:

$$Y(t) = F(x(1, t), \dots, x(n, t)). \quad (13.2)$$

Problema se reduce la soluționarea ecuației (13.2) pentru fiecare moment de timp t , indiferent de particularitățile lui f_i , astfel încât o soluție există oricând dacă vom rezolva iterativ fiecare termen $x(i, t)$ din (13.2) folosind relațiile:

$$\begin{aligned} Y(0) &= s(x(1, 0), \dots, x(n, 0)), \\ Y(1) &= s(x(1, 1), \dots, x(n, 1)) \\ &= s(f_1(x(1, 0), x(-1, 0); a(1)), \dots, f_n(x(n, 0), x(-n, 0); a(n))) \\ &= g_1(x(1, 0), \dots, x(n, 0); a(1), \dots, a(n)), \\ &\vdots \\ Y(t) &= g_t(x(1, 0), \dots, x(n, 0); a(1), \dots, a(n)). \end{aligned} \quad (13.3)$$

Ecuația de mișcare (13.3) exprimă univoc valoarea lui Y în orice moment de timp t prin condițiile inițiale ale sistemului și valorile parametrilor $a(i)$. Când g_t conține o funcție independentă de timp, se obține expresia pentru valoarea de echilibru a lui Y , ca funcție de condițiile inițiale și parametri:

$$Y^e = \lim_{t \rightarrow \infty} Y_t = g(x(1, 0), \dots, x(n, 0); a(1), \dots, a(n)) \quad (13.4)$$

Relațiile (13.1)–(13.4) definesc formalismul matematic atât al modelelor microscopice dinamice, cât și cel al modelelor ABM. Să considerăm în continuare implementarea acestei scheme în cazul modelului bazat pe agentul reprezentativ: indicele i se omite în virtutea faptului că nu putem vorbi despre careva caracteristici individuale sub aspect funcțional și structural, iar ecuațiile rezultante de mișcare (13.3) vor fi foarte simple, adică este posibilă transformarea lor algebrică, pot fi calculate derivatele, comparate diferite soluții care descriu starea de echilibru etc. În varianta

“tradițională”, atunci când condițiile de echilibru sunt impuse sistemului din exterior, acesta “sare” în echilibru, iar mișcarea lui către echilibru este ignorată. Prin urmare, o asemenea descriere nu poate fi una “cinetică” și va fi ignorată în continuare.

Să revenim însă la modelele ABM analizând ecuația (13.3), ecuația de mișcare pentru $Y(t)$. Pentru valori mari ale lui t și n , evaluarea expresiei $g_t(\dots)$ poate fi dificilă, fiind imposibilă orice tentativă de soluționare a ei prin metode algebrice. Această situație este similară celei din teoria jocurilor când sunt implicați un număr mai mare de jucători. Totodată funcțiile (13.3) sunt complet determinate, astfel fiind posibil calcularea valorilor lui $Y(t)$ pentru diferiți parametri și condiții inițiale, în particular specificând forma funcțională $\hat{g}_t(x_{1,0}, \dots, x_{n,0}, \alpha_1, \dots, \alpha_n, \bar{\beta})$ pentru a fi acordată unui oarecare set artificial de date generat de simulare, unde β sunt coeficienții pentru $\hat{g}_t(\dots)$. De exemplu, dacă $\hat{g}_t(\dots)$ posedă o dependență liniară, atunci vor exista doi coeficienți β_0 și β_1 (punctul de intersecție și panta) pentru a fi estimați în baza datelor artificiale. Aceasta este o practică obișnuită în simulare, iar modelele obținute sunt denumite *metamodelle*, *compact-modele*, *simulatoare* etc. [79]. Latura slabă a acestei proceduri constă în faptul că setul de date artificiale poate să nu fie reprezentativ pentru toate rezultatele modelului respectiv. Cu alte cuvinte, este posibil că atunci când vom alege alt set de parametri comportarea funcției $g_t(\dots)$ se va schimba substanțial, iar metamodelul $\hat{g}_t(\dots)$ va deveni o descriere vagă a realității. Aici sunt necesare două observații. În primul rând, dacă modelul se referă la fapte ce țin de “lumea artificială” definită de simularea pe calculator, atunci el se va referi la fel și la ceea ce noi cunoaștem despre “lumea reală”. În timp ce datele “reale” care generează procesul sunt necunoscute, rezultatele simulării ar putea, în principiu, devia de la descrierea corectă într-un oarecare moment de timp. În al doilea rând, ar putea exista și anumite combinații “rele” de parametri, dar de care nu ar trebui să se țină cont atât timp cât sunt rare (acesta nu este cazul modelelor al căror scop reprezintă studierea fenomenelor critice). Uneori combinații particulare ale parametrilor adecvați modelului pot fi obținute prin metoda “probelor și erorilor”,

iar atunci când valoarea de echilibru a lui Y (vezi relația (13.4)) nu depinde de condițiile inițiale, sistemul se va considera *ergodic*. Dacă sistemul este ergodic, pentru $t > T$ starea sistemului se va caracteriza de o singură funcție de distribuție $F(\alpha_1, \dots, \alpha_n)$, indiferent de starea sa inițială, iar fiecare rezultat particular al simulării se va încadra în limitele generale de evoluție ale sistemului în ansamblu.

Aproximarea de către ecuația de mișcare $g_t(\dots)$ a variabilei Y nu poate fi utilizată pentru estimarea de mai departe a datelor reale. Expresia, care nu posedă nici un coeficient necunoscut, reprezintă o descriere a modelului bazat pe simulare pentru un set concret de parametri structurali și condiții inițiale și poate fi folosită pentru a estima capabilitatea modelului respectiv de a reproduce fenomenul analizat, prin aplicarea aceluiași metamodel $\hat{g}_t(\dots)$ datelor reale și comparând vectorul-coeficient $\bar{\beta}$, estimat în baza datelor artificiale, cu setul de coeficienți corespunzători obținuți pe baza datelor reale. Totodată, diferiți vectori-coeficienți $\bar{\beta}$ sunt obținuți pentru diferite valori ale parametrilor de structură α_i . Astfel, efectuând o comparație a rezultatelor simulării cu datele reale, putem varia valorile coeficienților de structură cu scopul de a micșora diferența dintre rezultate. Procedura respectivă se numește *calibrare*. Pe de altă parte, un exces de parametri ar putea deseori conduce la o subidentificare a modelului în virtutea reducerii restricțiilor, dar acest fapt nu poate fi un obstacol categoric în elaborarea modelului. Mai degrabă incapacitatea acestuia de a descrie satisfăcător fenomenul, i.e. cazul modelelor algebrice simple, reprezintă un adevărat obstacol. Modelele ABM acceptă descrierea fenomenelor complexe și aceasta este o trăsătură fundamentală a lor. Subidentificare modelului este uneori inevitabilă, deoarece evoluția sistemelor complexe este nedeterministă, bazată pe o interacțiune deseori aleatoare a părților componente.

Domeniul de aplicație al modelelor ABM este foarte vast. În primul rând, acestea sunt cu succes folosite la descrierea proceselor sociale și financiar-economice complexe, unde principalii “actori” – muncitorii, firmele, băncile etc. formează o rețea cu interacțiuni complexe care pot fi reprezentate direct în model. Această corespondență “unu-la-unu” dintre agenții modelului și “actorii” reali

conduce la o claritate sporită și la mai multe oportunități pentru analiza rezultatelor și stabilirea unor legități generale la nivel macroscopic decât în cazul modelele tradiționale [96]. Prin urmare, din punct de vedere metodologic, modelele ABM trebuie validate atât la nivel macro, cât și la micronivel. Validarea la macronivel este dificilă, deoarece deseori rezultatele posedă o dependență de putere (*power-law*), și doar uneori, ca în cazul modelelor statistice simple, se obțin distribuții Gauss (vezi **Anexa 1**) cu valori medii și dispersii constante. Distribuțiile de tipul *power-law* nu posedă asemenea constante, iar momentele lor pot fi infinite, ceea ce înseamnă că repartiția aleatoare ar putea conduce la rezultate eronate care nu pot fi luate în calcul la comparația cu datele reale. Pe de altă parte, problema majoră la micronivel constă în stabilirea priorităților agenților, a scopurilor și motivației acestora cât mai aproape de situațiile din lumea reală. Aceasta este, însă, mai degrabă o problemă psihologică și/sau sociologică și nu întotdeauna se poate obține informația necesară doar prin sondaje sau observări. O problemă de natură tehnică reprezintă gestionarea unui volum uneori enorm de date rezultate dintr-o activitate concretă, de exemplu în cazul tranzacțiilor de pe piețele financiare. Mai mult ca atât, aceste date trebuie să fie funcții de timp. În particular, pentru a modela evoluția unor sectoare economice și apoi a compara rezultatele cu datele empirice, sunt necesare seriile istorice corespunzătoare. Totodată acești indicatori temporali sau lipsesc, sau posedă un caracter neunivoc. De exemplu, macroindicatorii economici sunt deseori afectați fie de erori, fie de modificarea definițiilor sau a metodelor de măsurare. Care sunt atunci criteriile necesare pentru validarea modelelor ABM? În primul rând, comparația cu datele reale, atunci când ele există, nu poate fi un criteriu sigur în cazul sistemelor complexe. Importanța majoră a modelului ar putea rezulta atunci fie din faptul că acesta sporește nivelul nostru teoretic de înțelegere a unui careva fenomen, fie că permite “experimentarea” în cadrul unor diferite politici socio-economice, fie ambele cazuri ar putea fi caracteristice. Făcând o paralelă cu studiul materiei la nivelul atomico-molecular, această situație este similară cu modelarea dinamicii moleculelor (*MD computer simulation*), când, folosind simulările pe calculator, putem studia detaliat mișcarea moleculară sau explora domenii ale

temperaturii și presiunii neaccesibile experimental în prezent, iar rezultatele sunt folosite atât la testarea teoriilor curente, cât și pentru scoaterea în evidență a noi proprietăți încă neobservate experimental. Prin urmare, un al doilea criteriu important este acela, că modelul ne “vorbește” despre ceva nou. Să admitem că a fost elaborat un model care doar descrie satisfăcător un fenomen sau altul deja cunoscut. Este bine? Da, dar ceva mai mult este necesar, de exemplu să se obțină noi informații și noi dependențe sau conexiuni. Aceasta ne conduce la o nouă întrebare fundamentală: cum pot fi integrate rezultatele cercetărilor din domeniul sistemelor complexe efectuate pe tematici similare? Căci doar comparând cu diferite lucrări din domeniu vom putea evidenția noutatea și valoarea unei lucrări particulare. După cum se știe, știința se dezvoltă prin acumularea graduală a cunoștințelor. Orice contribuție nouă este rezultatul unor studii precedente, astfel încât ea trebuie să fie în concordanță cu lucrările existente în care sunt folosite și alte metode de cercetare. Prin urmare, cel puțin se va face o conexiune cu alte lucrări (metode) din domeniu. Totodată studiul trebuie fundamentat și pe baza altor modele ABM. În prezent, însă, este încă destul de dificil ca în acest domeniu de cercetare nou care se află într-o ascensiune rapidă să fie trasate conexiuni și limite bine determinate.