Articole

SIMULAREA ȘI CONTROLUL SISTEMELOR MARI UTILIZÎND UN ALGORITM BAZAT PE METODE MATEMATICE ȘI EURISTICE.

dr. Florin Stănciulescu

Institutul de Cercetări în Informatică.

Rezumat :

Se prezintă o alternativă la metodele clasice de simulare și control al sistemelor mari, complexe, utilizînd un algoritm de calcul bazat pe unele concepte ale inteligenței artificiale (reguli de inferență, rețea de inferențe, bază de cunoștințe, prelucrarea cunoștințelor și altele). Nucleul metodei îl constituie un algoritm de calcul bazat pe modelarea matematico-euristică, dezvoltată de autor, care îmbină avantajele modelului matematic de simulare numerică cu cele ale modelului euristic (aflat într-o bază de cunoștințe). Lucrarea este ilustrată de o aplicație privind un sistem natural (avînd aspecte hidrologice, bio-chimice și ecologice).

Cuvinte cheie : Sistem mare, simulare, control, algoritm de calcul, model matematico-euristic, reguli de inferență, rețea de inferențe, bază de cunoștințe, prelucrarea cunoștințelor, sistem natural.

1. Introducere

Simularea și controlul sistemelor mari, bazate pe metode clasice izvorîte din analiza matematică, cercetarea operațională și teoria controlului optimal și-au atins, în bună parte limitele, datorită creșterii complexității sistemelor care constituie obiectul aplicațiilor de interes real. În acest context s-a pus problema elaborării unor noi metode, capabile să facă față dimensiunii și complexității crescînde a sistemelor, dar și incertitudinii datorate cunoașterii incomplete a acestora.
În ultimii ani, ca urmare a dezvoltării inteligenței artificiale și a sistemelor expert [1,2], s-a încercat utilizarea, în simularea și/sau controlul sistemelor mari, a unor algoritmi bazați exclusiv pe prelucrarea regulilor de inferență (simularea flexibilă [4]) sau a unor algoritmi bazați pe raționament calitativ (simulare calitativă [5]). Ambele metode păcătuesc prin aceea că renunțînd complet la avantajele analizei numerice, oferă o soluție calitativă, care evidențiează numai tendințele stărilor sistemului: "crește", "staționar", sau "scade", ceeace în unele aplicații poate fi mulțumitor, dar în cele mai multe cazuri nu credem că utilizatorul poate fi satisfăcut.
De aceea, fără a minimaliza rezultatele oferite atît de simularea flexibilă cît și de simularea calitativă, am elaborat o nouă metodă de modelare, denumită modelarea matematico-euristică (vezi Stănciulescu 1990, 1991), care ne-a condus în mod natural la un nou tip de **algoritm de calcul, care îmbină** metode de calcul izvorîte din **analiza numerică cu metode de prelucrare a cunoștințelor**, specifice inteligenței artificiale. Odată cu elaborarea acestui algoritm putem afirma că s-a făcut un pas decisiv în domeniul sistemelor mari, tratate pînă în prezent, mai ales, cu metode pur matematice, sau cu metode bazate exclusiv pe prelucrarea cunoștințelor.
Deoarece în această lucrare simularea și controlul sînt conectate cu sistemele mari, vom începe prin a defini conceptul de sistem mare (Silijak 1983, Stănciulescu 1982).
Definiție : Prin sistem mare înțelegem un sistem dinamic S, care se bucură de următoarele 4 proprietăți esențiale:
(1). Sistemul S este compus dintr-o mulțime de subsisteme
$S_i(i=1,2,\ldots,n)$ caracterizate de **neliniaritatea** proceselor implicate și care au forma:
$S_i=\{U_i,X_i,V_i,Y_i,W_i,\varphi_i,g_i,h_i,T\}$; (1)
(2). **Dimensionalitatea** sistemului S, definită ca dimensiunea vectorului de stare x, depășește anumite limite (care țin de puterea noastră de cuprindere);
(3). Structura de interacțiune, definită ca dimensiunea vectorului interacțiunilor între subsistemele S_i, are un **înalt grad de complexitate (depinzînd evident tot de puterea noastră de cuprindere);**
(4). Comportarea sistemului mare, în ansamblu, cade sub incidența **principiului de incertitudine** în sistemele mari.
Semantica simbolurilor: U_i,X_i,Y_i,V_i,W_i[în (1)] este în ordine: submulțimea de comenzi, stări, ieșiri, interacțiuni și perturbații, în timp ce φ_i,g_i,h_i reprezintă funcțiile de tranziție, interacțiune și respectiv ieșire; T reprezintă mulțimea variabilelor de timp (t).
Cuvîntul cheie în definiția de mai sus este, credem, **incertitudinea** (structurală). Definim incertitudinea Δx_i asupra stării x_i a subsistemului S_i ca distanța calculată cu ajutorul normei (din analiza funcțională):
$\Delta x_i=d(x_i^*,x_i)=\sup\|x_i^*(t)-x_i(t)\|,\ t\in[0,t_f]$ (2)
unde $x_i^*(t)$ este valoarea optimală, dorită, iar $x_i(t)$ este valoarea obținută printr-o procedură suboptimală, aproximativă.
Într-o manieră analogă se poate defini și incertitudinea privind interacțiunea asupra interacțiunii vi:
$\Delta v_i=d(v_i^*,v_i)=\sup\|v_i^*(t)-v_i(t)\|,\ t\in[0,t_f]$. (3)
Principiul de incertitudine în sistemele mari, complexe, a fost dezvoltat de autorul acestei lucrări (vezi și Stănciulescu 1982) și poate fi formulat astfel:
Într-un sistem mare S, compus dintr-o mulțime de subsisteme interconectate $S_i(i=1,2,\ldots,n)$, starea x_i a subsistemului i și interacțiunea v_i cu celelalte n-1 subsisteme, pot fi simultan determinate numai pînă la un anumit grad de acuratețe.
Incertitudinile x_i și v_i pot fi evaluate astfel:
Fie C_i n matrice de agregare, cîte una pentru fiecare subsistem, astfel încît subvectorul de stare agregat (z_i) să fie descris de relația:
$z_i=C_ix_i,\ x_i=C_i^{\#}z_i\ (i=1,2,\ldots,n)$
Atunci au loc următoarele inegalități (vezi și Stănciulescu 1982):

au loc următoarele inegalităţi (vezi şi Stănciulescu 1982):

$$||C_i||\Gamma^{-1}\Delta z_i \le \Delta x_i \le ||C_i^{\#}||\Delta z_i \quad (4)$$

$$||A_j||\,||C_j||^{-1}\Delta z_j - \sum_{j\neq i}^{n} ||A_k||\,||C_k^{\#}||\,\Delta z_k \le$$

$$\le \Delta v_i \le \sum_{j\neq i}^{n} ||A_{ik}||\,||C_k^{\#}|| \quad (5)$$

unde: Δz_i, Δz_j, Δz_k reprezintă incertitudinile asupra subvectorilor agregaţi z_i, z_j şi z_k.

Prima şi poate cea mai însemnată consecinţă practică a principiului de incertitudine constă în faptul că el ne permite introducerea unor intervale, pe care noi le-am numit **intervale de suboptimalitate** $[x_{i1},x_{i2}]$ **şi** $[v_{i1},v_{i2}]$, **ale căror limite inferioară şi superioară se definesc astfel:**

$$x_{i1}=\overline{x_i}-\Delta x_i \le x_i \le \overline{x_i}+\Delta x_i = x_{i2} \quad (6)$$

$$v_{i1}=\overline{v_{i1}}-\Delta v_i \le v_i \le \overline{v_i}+\Delta v_i = v_{i2} \quad (7)$$

($\overline{x_i}$ şi $\overline{v_i}$ reprezintă valorile cuasi-staţionare ale lui x_i şi v_i).

Putem afirma că principiul de incertitudine din sistemele mari arată limitele pînă la care pot fi aplicate conceptele acestor sisteme.

Pînă nu demult analiza, simularea şi controlul sistemelor mari au fost făcute utilizînd abordări clasice, adică bazate pe modele decurgînd din cercetarea operaţională, controlul optimal ş.a.m.d. Dar, metodele de modelare clasice, chiar dacă ar fi posibil să fie folosite în cazul sistemelor mari, nu sînt utile deoarece dimensiunea şi complexitatea lor mare, pe lîngă faptul că ridică numeroase probleme de stabilitate de calcul numeric şi de erori de calcul, reclamă resurse enorme şi un timp de calcul prohibitiv. În ultimii ani s-a dezvoltat o tendinţă de a utiliza simultan metode matematice şi euristice, de prelucrare a cunoştinţelor (bazate pe raţionament calitativ) (vezi şi Kusiak 1988), tendinţa în care se înscriu şi unele din lucrările autorului (vezi şi Stănciulescu 1990, 1991).

2. Simularea bazată pe modelul matematico-euristic

Prin simularea unui sistem, bazată pe modelul matematico-euristic, înţelegem interpretarea unei baze de cunoştinţe în conexiune cu un model de simulare numerică (vezi şi Lehmann 1988). Nucleul metodei de simulare a unui sistem mare, pe care am fundamentat-o într-o serie de lucrări anterioare (vezi şi Stănciulescu 1990) este modelul matematico-euristic, compus din două părţi principale:

- **modelul de simulare numerică standard** , care constă dintr-un set de ecuaţii diferenţiale (sau cu diferenţe finite) neliniare şi din interacţiunile dintre subsisteme; modelul include deasemenea starea iniţială şi intervale (sau limite) de suboptimalitate pentru stare şi interacţiune, ca şi restricţii pentru variabilele de comandă;
- **modelul euristic standard** , constînd din cunoaşterea expertă rezultată din experienţa operatorului uman, cu privire la procesul sau sistemul de analizat şi exprimată sub forma regulilor de inferenţă (sau a unei reţele de inferenţe), care constituie baza de cunoştinţe specializată a sistemului.

2.1. Modelul de simulare numerică standard

Această parte a modelului este compusă în esenţă din ecuaţii diferenţiale neliniare (în cazul sistemelor continue), sau din ecuaţii cu diferenţe finite neliniare (sisteme discrete).

Modelul de simulare pentru sisteme continue :

$$\dot{x}_i(t)=A_i x_i(t)+B_i u_i(t)+f_i(x_i,\alpha_i)+v_i(x) \quad (8)$$

$$x_i(0)=x_{i0}, \quad (9)$$

$$v_i(x)=\sum_{j=1\,j\neq i}^{n} g_{ij}(x_j),\ (i=1,2,...,n;\ t\in[0,t_f]. \quad (10)$$

Intervalele de variaţie admisibilă, numite încă şi intervale de suboptimalitate sînt:

$$x_i \in [x_{i1}, x_{i2}], \quad (11)$$

$$v_i \in [v_{i1}, v_{i2}]; \quad (12)$$

se adaugă şi restricţii pentru variabilele de comandă:

$$u_{i1} \le u_i \le u_{i2} \quad (13)$$

Ecuaţiile (8) reprezintă ecuaţiile de stare, x_{i0} condiţia iniţială, f_i descrie neliniarităţile sistemului, x_i– parametrii procesului, v_i reprezintă interacţiunea între subsistemul i şi celelalte n–1 subsisteme; A_i şi B_i sînt matrice de dimensiuni potrivite.

Modelul de simulare pentru sisteme discrete este - formal - similar cu sistemul (8) – (13), cu excepţia ecuaţiei de stare care se scrie astfel:

$$x_i(t+1)= A_i x_i(t)+B_i u_i(t)+f_i(x_i,\alpha_i)+v_i(x), \quad (8')$$

$(i=1,2,...,n;\ t\in\{t_0, t_1,..., t_f\})$.

Remarcă : Modelul de simulare cu diferenţe finite poate fi obţinut direct (prin modelarea procesului discret), sau prin discretizarea modelului continuu (8)–(13). În acest din urmă caz matricile A_i şi B_i din (8') pot diferi de cele din (8).

2.2. Baza de cunoştinţe pentru simulare

Definiţie: Prin bază de cunoştinţe(pentru simularea unui sistem) înţelegem o colecţie de cunoştinţe (atît conceptuale cît şi euristice) isvorîte din cunoaşterea expertă bazată pe experienţă, care descrie în principal sub forma logico-lingvistică inferenţe între parametri, variabile de stare, comandă, ieşire şi perturbaţie.

Baza de cunoştinţe este creată în scopul de răspunde întrebărilor de genul "ce se întîmplă dacă ?" specifice experimentului de simulare, dar şi în sistemele de control (reglare). Urmînd această abordare se creează o colecţie de reguli de inferenţă, definind atît atribute cît şi descrieri ale comportării, controlului şi deciziei, privind variabilele sistemului. Baza de cunoştinţe trebuie aşadar să conţină:

- **structura** sistemului (descrisă cu ajutorul diagramei arborescente şi a grafului interacţiunilor sistemului);

- **diverse fapte** despre fiecare stare a sistemului analizat şi **relaţii** de legătură cu alte stări;
- **relaţii** de legătură între parametrii şi stările sistemului;
- **cunoştinţe** despre efectul acţiunilor (comenzilor) asupra procesului controlat (stărilor sistemului).

Cunoaşterea euristică este compusă din cunoaşterea expertă bazată pe experienţă, cunoaşterea rezultată din inferenţe, tendinţe, comportamente şi, în general, din tot ceea ce poate fi denumit, pe scurt, euristică. Nu vom include însă în baza de cunoştinţe toată euristica, ci numai acea euristică ce poate fi transformată în reguli euristice utile în desfăşurarea experimentului de simulare şi control. Cunoaşterea euristică contribuie la descreşterea complexităţii de calcul prin conjecturi, sistematizare, elaborarea de scenarii de simulare şi selecţia unor variante (vezi şi Davis şi Lenat 1982, Fedorowicz & Williams 1982, Lehmann 1988).

Cei mai importanţi paşi în construcţia unei baze de cunoştinţe sînt: (a) solicitarea şi achiziţionarea cunoştinţelor de la expert (b) reprezentarea cunoştinţelor sub o formă accesibilă pentru calculator (c) experimentarea şi validarea cunoştinţelor (aici se pun probleme de incompletitudine etc) (d) implementarea bazei de cunoştinţe. Toate aceste probleme au fost tratate pe larg în lucrările de specialitate (vezi de exemplu [1], [2]).

Despre solicitarea şi culegerea cunoştinţelor de la expert ne mulţumim numai să subliniem că acestea nu sînt nici pe departe atît de banale pe cît ar părea, la prima vedere. Cu privire la reprezentarea cunoştinţelor subliniem faptul că cele mai bine situate, în acest sens, sînt logica dinamică şi logica secvenţială (vezi şi Stănciulescu 1965).

2.2.1. Baza de cunoştinţe ca o colecţie de reguli de inferenţă

Forma primară a unei baze de cunoştinţe, decurgînd direct din cunoaşterea expertă, este aceea de **colecţie de reguli** euristice. În principal există 3 feluri de reguli euristice: (a) reguli de comportare (care descriu inferenţa dintre variaţiile parametrilor şi stărilor sistemului) (b) reguli de control (descriind inferenţa între modificări ale variabilelor de comandă şi stările sistemului) şi (c) reguli de decizie (care descriu deciziile care trebuie luate în diferite circumstanţe).

Forma standard a acestor reguli este următoarea:

(a) Reguli de comportare:

$\langle$ DACĂ C_i (condiţie), ATUNCI S_i (stare) $\rangle$, (14)

($i = 1,2,\ldots, n$)

(b) Reguli de control:

$\langle$ DACĂ S_i (stare) şi A_i (acţiune), ATUNCI R_i (rezultat, o nouă stare) $\rangle$, (15)

(c) Reguli de decizie:

$\langle$ DACĂ C_i (condiţie), ATUNCI D_i (decizie) $\rangle$ (16)

($i = 1,2,\ldots, n$)

Utilizînd formalismul şi simbolurile logicii secvenţiale, regulile (14)-(16) se mai pot scrie şi astfel:

$$\langle C_i(\alpha_i,t) \rightarrow S_i(x_i,t) \rangle \quad (14')$$

(regulă de comportare)

$$\langle S_i(x_i,t) \wedge [u_i(t+1) \leftarrow u_i(t) + \Delta u_i(t)] \rightarrow \rightarrow S_i'(x_i,t+2) \rangle \quad (15')$$

(regulă de control)

$$\langle C_i(x_i,\alpha_i,t) \rightarrow [u_i(t+1) \leftarrow u_i(t) \pm \Delta u_i(t)] \rangle \quad (16')$$

(regula de decizie)

În legătură cu baza de cunoştinţe şi cu regulile euristice (14)-(16) se pot face cîteva remarci utile. Baza de cunoştinţe a unui sistem mare este în realitate constituită din n mini-baze de cunoştinţe (cîte una pentru fiecare subsistem), ceea ce facilitează construcţia, dar şi îmbogăţirea bazei de cunoştinţe cu noi reguli. Condiţiile C_i nu sînt, aşa cum apare la prima vedere, condiţii simple, ci clauze complexe de tipul: $C_{i1} \wedge C_{i2} \wedge \ldots \wedge C_{in}$ sau $C_{i1} \vee C_{i2} \vee \ldots \vee C_{in}$, eventual $(C_{i1} \vee C_{i2}) \wedge \rceil C_{i3}$ etc.

2.2.2. Baza de cunoştinţe ca o reţea de inferenţe

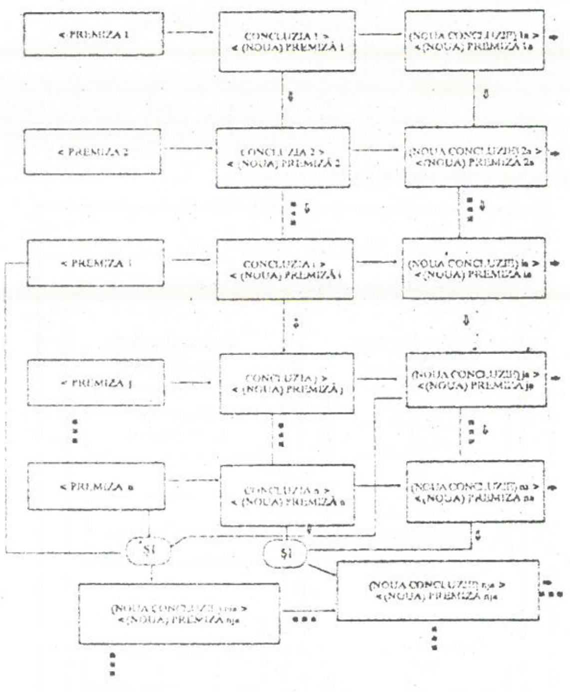

Figura 1. Structura unei reţele de inferenţe.

O regulă euristică, a cărei formă generală este:

$\langle$ DACĂ P, ATUNCI C $\rangle$

este constituită dintr-o premiză (P), din care se inferă o concluzie (C). O reţea de inferenţe este un graf în nodurile căruia se află o aserţiune (o premiză sau o concluzie), legate prin săgeţi (reprezentînd procesul de inferenţă), vîrfurile săgeţilor fiind îndreptate de la o premiză înspre o concluzie. În cadrul unei reţele de inferenţe concluzia unei reguli euristice este (sau devine) premiză pentru o altă regulă. Mai mult, mai multe noi concluzii pot fi concatenate utilizînd operatorii ŞI, SAU, NEGAŢIE etc, pentru a forma noi premize capabile să infere noi concluzii ş.a.m.d. Structura unei astfel de reţele de inferenţe este prezentată în figura 1.

Observăm că pornind de la n premize putem infera n concluzii, dar concatenînd premiza i şi (noua) premiză ja, putem infera (noua) concluzie ija. Dimensiunea unei astfel de reţele de inferenţe este de obicei foarte mare şi poate fi chiar infinită, dar din motive practice ea trebuie să aibă dimensiune finită, cerută de raţiuni de calcul.

Inferenţa unor noi concluzii pornind de la (vechi) sau (noi) premize este posibilă datorită **mecanismului motorului inferenţial**, a cărui funcţionare se bazează esenţial pe următoarele reguli:

- **modus ponens**(în logica secvenţială):

$$\frac{p(t) \rightarrow q(t+1),\ p(t)}{q(t+1)}$$

(se citeşte: "DACĂ din premiza p(t) putem infera concluzia q(t+1) ŞI p(t) este adevărată, ATUNCI şi concluzia q(t+1) este adevărată");

- **modus tollens**(în logica secvenţială):

$$\frac{p(t) \rightarrow q(t+1),\ \neg q(t+1)}{\neg p(t)}$$

(se citeşte: "DACĂ din premiza p(t) putem infera concluzia q(t+1) ŞI q(t+1) este falsă, ATUNCI şi premiza p(t) este falsă").

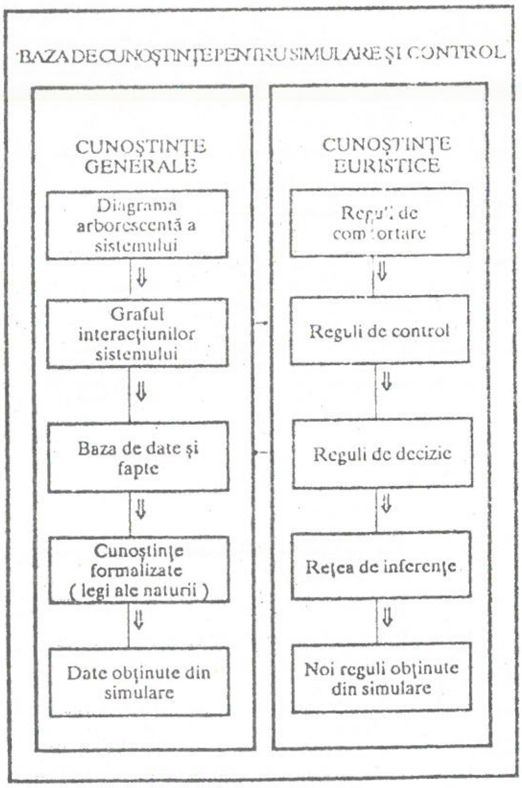

Figura 2. Structura unei baze de cunoştinţe pentru simulare şi control (reglare).

În afară de aceste două reguli de bază motorul inferenţial include multe alte reguli de inferenţă ca: eliminarea/introducerea operatorilor ŞI, SAU, SAU INCLUSIV, NEGAŢIE, NICI, NOR ş.a.m.d., pe care nu le mai reproducem (ele pot fi găsite în [10]).

Figura 2 reprezintă structura unei baze de cunoştinţe pentru simularea şi/sau controlul sistemelor mari.

3. Controlul (reglarea) bazat (ă) pe prelucrarea cunoştinţelor

3.1. Un sistem de reglare cu regulator bazat pe prelucrarea cunoştinţelor

În figura 3 este reprezentat un sistem de reglare cu regulator bazat pe prelucrarea cunoştinţelor. Această schemă bloc a sistemului de reglare este realizată avînd în minte atît structura sistemului de control, cît şi cea a sistemului reglat. Sistemul reglat este reprezentat de modelul de simulare numerică standard, din baza de date şi fapte, sistemul de achiziţionare a datelor şi din analizorul seriilor de timp. Sistemul de control include: regulatorul bazat pe prelucrarea cunoştinţelor (constituit din baza de cunoştinţe şi motorul inferenţial) şi din sistemul de achiziţionare a cunoştinţelor de la expert.

Funcţionarea unui astfel de sistem este următoarea: rezolvînd modelul de simulare numerică, cu date din baza de date şi de la analizorul de serii de timp, se obţin stările sistemului $x_i(t)$ ($i = 1,2,\ldots\ldots,n$; $t \in [0,t_f]$). Comparînd variabilele de stare cu intervalele de suboptimalitate $[x_{i1}, x_{i2}]$, rezultă dacă x_i aparţin sau nu acestor intervale. Neapartenenţa lui x_i la aceste intervale activează bucla de reglare, în sensul că regulile euristice de inferenţă potrivite (din baza de cunoştinţe) şi fapte (din baza de date şi fapte) sînt transferate în motorul inferenţial; acesta (utilizînd regulile şi principiile logice, despre care am vorbit în aliniatul 2.2.2.) inferă modificări ale variabilei de control după regula de control

$u_i(t+1) \leftarrow u_i(t) \pm \Delta u_i(t)$,

modificări capabile să readucă variabilele de stare $x_i(t)$ în interiorul intervalelor de suboptimalitate (la momentul de timp $t+2$).

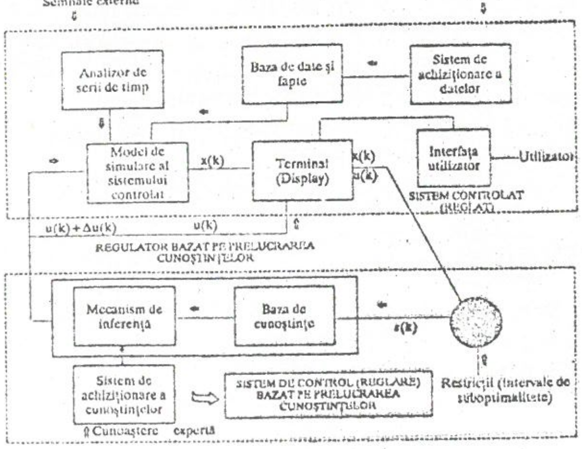

Figura 3. Schema sistemului de simulare şi control bazat pe prelucrarea cunoştinţelor

3.2. Structura regulatorului bazat pe prelucrarea cunoştinţelor (RBC)

3.2.1. Baza de cunoştinţe pentru reglare

Baza de cunoştinţe pentru reglare are aceeaşi structură ca şi baza de cunoştinţe pentru simulare, dar aici accentul cade pe regulile euristice de control şi de decizie. Regulile euristice de inferenţă înlocuiesc de fapt legea de reglare din sistemele clasice de control. În sistemele clasice legea de reglare este implementată sub forma: $u = f(x)$, pentru sistemele neliniare şi $u = -kx$, pentru cele liniare.

Această lege de reglare, în afara rigidităţii datorate formei sale pur deterministe, este de cele mai multe ori departe de a fi exactă. De aceea în sistemele de reglare bazate pe prelucrarea cunoştinţelor utilizăm o formă specială a legii de reglare, sub forma unei reguli de decizie:

⟨ DACĂ C_i(condiţie asupra stării x_i), ATUNCI A_i (acţiune prin modificarea variabilei de comandă u_i) ⟩;

sau utilizînd logica secvenţială:

$$\left\langle \bigwedge_{i=1}^{n} C_i(x(t)) \rightarrow \left[u_i(t+1) \pm \Delta u_i(t)\right] \right\rangle$$

unde:

$$\bigwedge_{i=1}^{n} C_i(x(t)) = C_1(x(t)) \wedge C_2(x(t)) \wedge \ldots \wedge C_n(x(t)).$$

Legea euristică de reglare se citeşte astfel:

"DACĂ condiţia C_1şi condiţia C_2şi... şi condiţia $C_n$sînt îndeplinite la momentul de timp t, ATUNCI trebuie să se acţioneze prin modificarea variabilei de comandă $u_i(t+1)$, căreia i se asignează valoarea $u_i(t)$ plus (sau minus) un increment $\Delta u_i(t)$, evaluat cu ajutorul regulilor euristice de decizie" >

3.2.2. Motorul inferenţial al RBC

Regulatorul bazat pe cunoaştere include în afara bazei de cunoştinţe şi un motor inferenţial.

Baza de cunoştinţe alimentează motorul inferenţial cu reguli euristice, iar acesta construieşte în mod dinamic raţionamentul şi decide care reguli să fie activate şi ordinea de prioritate a acestora. Mecanismul motorului inferenţial este bazat pe - şi utilizează- principiile logice denumite modus ponens şi modus tollens (formulate în aliniatul 2.2.2) precum şi alte reguli de inferenţă.

Mecanismul inferenţial execută inferenţele în timpul procesului de rezoluţie prin controlul, modificarea sau suplimentarea elementelor din baza de fapte (care conţine premizele regulilor euristice). Într-o situaţie dată el detectează cunoştinţele implicate, le utilizează, le înlănţuie şi construieşte un plan de rezoluţie specific pentru cazul considerat. În fapt, inferenţele dintr-un sistem mare pot fi reprezentate aşa cum am arătat, printr-o reţea de inferenţe, în care concluzia "...ATUNCI C >", a unei reguli euristice de inferenţă devine premiza " < DACĂ P..." a unei reguli succesoare.

Cum se evaluează noua valoare a variabilei de comandă $u_i(t+1)$ capabilă să readucă starea $x_i(t)$ în intervalul de suboptimalitate $[x_{i1}, x_{i2}]$, utilizînd regulile euristice de control şi decizie şi - bineînţeles - mecanismul inferenţial? Presupunem că x_i părăseşte intervalul de suboptimalitate datorită variaţiei parametrilor. Ne vom plasa pe rînd în cele 2 cazuri:

(a) Cazul $x_i < x_{i1}$:

În acest caz putem scrie:

$$\langle \alpha_i \notin [\alpha_{i1}, \alpha_{\iota 2}] \vee \rceil\, C_i(\alpha_i) \wedge (x_i \leq x_{i1}) \wedge [(u_i(t+1) \leftarrow$$
$$\leftarrow u_i(t)) \rightarrow (x_i \leq x_{i1}) \wedge (x_i(t+1) = x_i(t)) \rangle;$$

(i= 1,2,......,n)

acţiunea mecanismului inferenţial avansează şi odată cu ea şi procesarea regulilor de inferenţă; practic aceasta înseamnă modificarea potrivită (creşterea sau descreşterea) variabilei de comandă (prin adăugarea sau extragearea incrementului Δu_i); rezultă:

$$\langle \alpha_i \notin [\alpha_{i1}, \alpha_{\iota 2}] \vee \rceil\, C_i(\alpha_i) \wedge (x_i < x_{i1}) \wedge [(u_i(t+1) \leftarrow$$
$$\leftarrow u_i(t) + \Delta u_i(t)] \rightarrow (x_i(t+1) > x_i(t)) \rangle;$$

şi după mai mulţi paşi se ajunge, în final, la situaţia:

$$\langle \alpha_i \notin [\alpha_{i1}, \alpha_{\iota 2}] \vee \rceil\, C_i(\alpha_i) \wedge (x_i < x_{i1}) \wedge [(u_i(t+\tau) \leftarrow$$
$$\leftarrow u_i(t+\tau-1) + \Delta u_i(t+\tau-1)] \rightarrow (x_i \geq x_{i1}) \rangle$$

b. Cazul $x_i > x_{i2}$.

Acest caz se tratează similar cu cazul precedent:

$$\langle \alpha_i \notin [\alpha_{i1}, \alpha_{\iota 2}] \vee \rceil\, C_i(\alpha_i) \wedge (x_i \geq x_{i2}) \wedge (u_i(t+1) \leftarrow$$
$$u_i(t)) \rightarrow (x_i \geq x_{i2}) \wedge (x_i(t+1) = x_i(t) \rangle;$$

acţiunea mecanismului de inferenţă avansează:

$$\langle \alpha_i \notin [\alpha_{i1}, \alpha_{\iota 2}] \vee \rceil\, C_i(\alpha_i) \wedge (x_i \geq x_{i2}) \wedge [(u_i(t+1) \leftarrow$$
$$\leftarrow u_i(t) - \Delta u_i(t)] \rightarrow (x_i(t+1) < x_i(t)) \rangle;$$

şi în final:

$$\langle \alpha_i \notin [\alpha_{i1}, \alpha_{\iota 2}] \vee \rceil\, C_i(\alpha_i) \wedge (x_i \geq x_{i2}) \wedge [(u_i(t+\tau) \leftarrow$$
$$\leftarrow u_i(t+\tau-1) - \Delta u_i(t+\tau-1)] \rightarrow (x_i \leq x_{i2}) \rangle;$$

3.2.3. Algoritmul de simulare şi control bazat pe prelucrarea cunoştinţelor.

Problema de simulare şi control al unui sistem mare, utilizînd un model matematico-euristic, poate fi formulată astfel:

"Utilizînd regulile euristice de inferenţă (14)-(16) sau (14')-(16') din baza de cunoştinţe şi mecanismul de inferenţă, să se determine variabilele de comandă u_i(i= 1,2,..., n) supuse la restricţiile (13), astfel încît variabilele de stare x_i (i=1,2,..., n) supuse restricţiilor (8) (sau (8'))-(10) să aparţină intervalului de suboptimalitate (11), (12)".

Algoritmul de simulare şi control bazat pe prelucrarea cunoştinţelor (din baza de cunoştinţe) este următorul:

Pasul 1: REZOLVĂ problema de simulare numerică, descrisă cu ajutorul modelului neliniar diferenţial (8)-(10) sau a modelului neliniar cu diferenţe finite (8')-(10') şi fie $x_i(t_k)$ valorile obţinute prin simulare, pentru $u_j(t_k)$ dat (i=1,2,...., n; j= 1,2,..., m; $t_k \in [t_0, t_f]$);

Pasul 2: La fiecare moment de timp t_k VERIFICĂ dacă variabilele de stare $x_i(i=1,2,..., n)$ obținute la pasul 1, aparțin intervalelor $[x_{i1}, x_{i2}]$:
- dacă NU, MERGI LA Pasul 3!
- dacă DA, MERGI LA Pasul 5!

Pasul 3: CAUTĂ o nouă valoare a variabilei de comandă u_i $(i=1,2,...,m)$ utilizînd regulile euristice (15) și (16) și mecanismul de inferență (axiome și reguli de inferență, exprimate prin modus ponens, modus tollens și celelalte), pentru acele variabile de stare care ies din intervalele de suboptimalitate;

Pasul 4: REVENIRE la Pasul 1!

Pasul 5: EXAMINEAZĂ tendința de evoluție a varibilelor de stare $x_i(i=1,2,..., n)$, obținute la pasul 1, care aparțin intervalelor de suboptimalitate $[x_{i1}, x_{i2}]$, utilizînd regulile euristice de comportare (14) și control (15):
- dacă $(x_i(t+1) < x_i(t)) \wedge (|x_i(t+1)-x_1| < \varepsilon_1) \vee$ $\vee (x_i(t+1) > x_i(t)) \wedge (|x_2-x_i(t+1)| < \varepsilon_2)$, REVENIRE la Pasul 3!
- dacă NU, MERGI LA Pasul 6!

Pasul 6: VERIFICĂ dacă $t_k < t_f$.
- dacă DA, REVENIRE la Pasul 1!
- dacă NU, MERGI la Pasul7!

Pasul 7: IMPRIMĂ (la imprimantă) sau TRASEAZĂ (pe Graph-Plotter) stările $x_i(t)$ (pentru toți $i= 1,2,...$, n; $t_k \in [t_0, t_f]$):

Pasul 8: STOP!

Sîntem în măsură acum să schițăm metodologia de construcție a sistemului de simulare și control (reglare) a sistemelor mari, bazate pe prelucrarea cunoștințelor (adică utilizînd simultan metode matematice și euristice). Etapele care trebuie parcurse sînt următoarele:

(1) **Analiza sistemului mare**, din care trebuie să rezulte diagrama arborescentă, graful de interacțiune, mulțimea variabilelor caracteristice (intrări, stări, ieșiri, interacțiuni), obiectivele sistemului ș.a.;

(2) **Construcția bazei de date și fapte**, care include: elaborarea bazei de date și fapte, achiziționarea datelor, informațiilor și faptelor, experimentarea, validarea și implementarea;

(3) **Construcția bazei de cunoștințe** pentru simulare și control, operațiune care include: solicitarea și achiziționarea cunoașterii, reprezentarea cunoașterii, experimentarea, validarea și implementarea;

(4) **Construcția unei biblioteci de modele** de simulare numerică a sistemului mare;

(5) **Elaborarea de programe de calcul** de simulare și control a sistemului mare, urmărind algoritmul de calcul bazat pe prelucrarea cunoștințelor (modelul matematico - euristic);

(6) **Elaborarea de scenarii de simulare și efectuarea de experimente** de simulare și control cu date de test;

(7) **Validarea sistemului de simulare și control** a unui sistem mare bazat pe prelucrarea cunoștințelor;

(8) **Implementarea sistemului de simulare și control** a unui sistem mare bazat pe prelucrarea cunoștințelor.

Remarcă: O problemă teoretică, dar cu mari implicații practice, este aceea a **compatibilității** între modelul matematic și cel euristic. Această problemă a fost rezolvată de către autor (vezi [10]), unde s-a elaborat o teoremă de compatibilitate, care specifica în ce condiții această compatibilitate este asigurată. Sugerăm celor interesați să consulte și bibliografia citată în lucrare.

4. Aplicație la sistemele naturale

Metodologia de simulare și control a sistemelor mari, bazată pe prelucrarea cunoștințelor, expusă în capitolele anterioare, a fost aplicată la unele sisteme naturale cum sînt: sisteme acvatice (lacuri mari, rețele de lacuri, rîuri, canale de apă și chiar delte), sistemul forestier și sistemul sol (agro-ecosisteme). În toate aceste cazuri rezultatele obținute au fost mai mult decît satisfăcătoare, după cum au arătat experimentările efectuate. Un alt domeniu în care s-a aplicat metodologia respectivă este acela al sistemelor energetice, mai exact la simularea și controlul unui sistem de distribuție a energiei electrice, compus din mai multe stații de distribuție.
În această lucrare ne vom referi numai la aplicații în sistemele naturale.

4.1. Simularea și controlul sistemelor hidrologice.

Prima aplicație pe care o prezentăm se referă la o rețea de lacuri din Delta Dunării, compusă din 6 lacuri mari, interconenctate prin canaluri și șenaluri (figura 4).

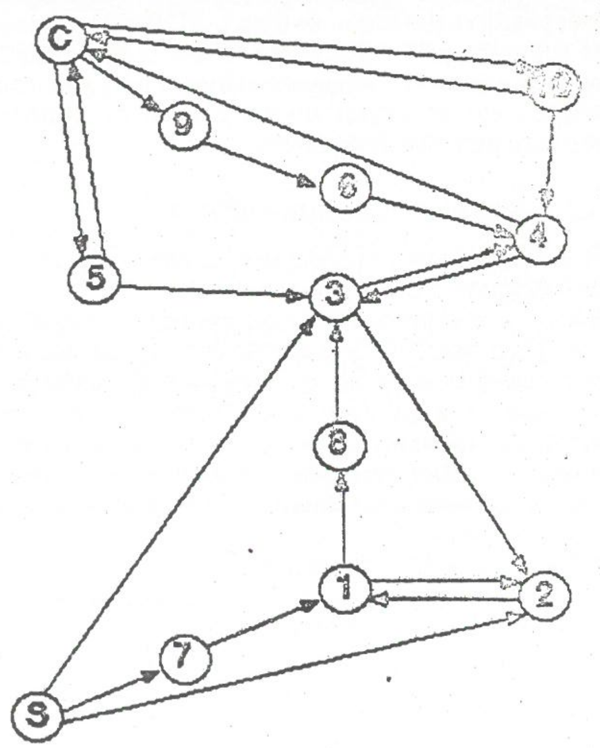

Figura 4. Graful unei rețele de lacuri interconectate

Proiectul a debutat cu o analiză a sistemului, urmată de colectarea datelor şi cunoştinţelor necesare construirii bazei de date şi fapte şi a bazei de cunoştinţe. Modelul utilizat în simulare şi control este un model matematico-euristic compus dintr-un model de simulare standard şi un set de reguli euristice de comportare, de control şi de decizie. Modelul de simulare descrie dinamica apei lacurilor şi a celei din canale (volume, debite de intrare şi ieşire, factorul de împrospătare a apei ş.a.).

a. Modelul de simulare numerică:

Simboluri utilizate: V_i/V_k – volumul apei în lacurile i,k; p şi e, precipitaţia şi evaporaţia, Q_{Dk}/Q_{ik}, debitul de apă din Dunăre în lacul k(sau invers), respectiv debitul de apă din lacul i în k (sau viceversa); ρ_{dk}/ρ_{ik}, factorul de rugozitate pe canalele de legătură; A_i/A_k, suprafaţa lacurilor i,k; z_i/z_k, nivelul fundului lacului i,k; A_{Dk}/A_{ik}, secţiunea de apă din canalul respectiv; H, nivelul apei, L_{Dk}/L_{ik}, lăţimea canalului; $u_k(t)$, variabila de comandă; W_k, factorul de împrospătare a apei.

Cu aceste notaţii modelul de simulare numerică poate fi scris ca un set de ecuaţii diferenţiale neliniare, care descriu dinamica volumului apei în lacuri, căruia i se adaugă relaţii de calcul pentru debite şi factorul de împrospătare a apei:

Ecuaţii de stare (pentru volumul apei):

$$dV_k/dt = (p(t)-e(t))A_k+\sum_{i=1}^{n} Q_{Dk}(t)+\sum_{i=1}^{m} Q_{ik}(t)+u_k(t),$$

$$V_k(0) = V_{k0}$$

Observăm că adîncimea apei H_k, rezultă imediat din relaţia: $H_k= V_k/A_k$.

Ecuaţii de stare (pentru debite de apă):

$$Q_{Dk} = \rho_{Dk} A_{Dk} \sqrt{2g} \operatorname{sign} x_{Dk} \sqrt{|x_{Dk}|},$$

$$Q_{ik} = \rho_{ik} A_{ik} \sqrt{2g} \operatorname{sign} x_{ik} \sqrt{|x_{ik}|},$$

unde:

$$x_{Dk} = H_D - (z_k + V_k/A_k),\ x_{ik} = z_i+V_i/A_i-(z_k+V_k/A_k),$$

$$A_{Dk} = L_{Dk} H_{Dk},\ A_{ik} = L_{ik} H_{ik}.$$

Ecuaţii de stare (pentru factorul de împrospătare a apei):

$$W_k = V_{ik}/(V_k + V_{ik}),$$

unde: $V_{ik}= Q_{ik}.\ \Delta t$ (Δt reprezintă perioada de eşantionare, sau pasul de simulare). Subliniem că în cazul de faţă k=6, dar că modelul de simulare este general, el putînd fi aplicat pentru orice valoare a lui k.

Intervale de suboptimalitate:

$$V_{k1} \le V_k \le V_{k2}$$

$$W_{k1} \le W_k \le W_{k2}$$

Restricţii: Notînd cu H_0 nivelul minim al apei în lac şi cu H_m nivelul maxim, următoarele restricţii se impun:

$\langle$ dacă $(H_k < H_0) \rightarrow (Q_{ki}=0)$ $\rangle$;

$\langle$ dacă $(H_k > H_m) \rightarrow$ (inundaţie) $\rangle$

(prima restricţie asigură ne-negativitatea volumelor de apă, în timp ce a doua subliniază pericolul de inundaţie).

b. Modelul euristic de simulare

Acest model este compus din reguli (euristice) de inferenţă, aflate în baza de cunoştinţe:

Reguli de comportare:

$\langle((p(t)< p_1) \wedge (e(t) > e_2) \wedge (Q_{Dk}(t) < Q_{Dk}(t-1)) \wedge$
$(Q_{ik}(t)<Q_{ik}(t-1))\rightarrow(V_k(t+1)<V_k(t)) \wedge$
$\wedge (W_k(t-1) < W_k(t))\rangle$;

$\langle ((p(t)> p_1) \wedge (e(t) < e_1) \wedge (Q_{Dk}(t) > Q_{Dk}(t-1)) \wedge$
$(Q_{ik}(t)>Q_{ik}(t-1))\rightarrow(V_k(t+1)>V_k(t)) \wedge$
$\wedge (W_k(t-1) > W_k(t))\rangle$;

(k=1,2,...,6)

Reguli de control:

$\langle (V_k(t+1) < V_k(t) \wedge (W_k(t+1) < W_k(t)) \wedge$
$\wedge [u_k(t+1) \leftarrow u_k(t)+\Delta u_k(t) \rightarrow (V_k(t+2) > V_k(t+1))$
$\wedge (W_k(t+2) > W_k(t+1))\rangle$;

$\langle (V_k(t+1) > V_k(t) \wedge (W_k(t+1) > W_k(t)) \wedge$
$\wedge [u_k(t+1) \leftarrow u_k(t)-\Delta u_k(t) \rightarrow (V_k(t+2) < V_k(t+1))$
$\wedge (W_k(t+2) < W_k(t+1))\rangle$;

(k=1,2,...,6)

Reguli de decizie:

$\langle (W_k(t) < W_{k1} \rightarrow [u_k(t+1) \leftarrow u_k(t)+\Delta u_k(t)\ ]\rangle$

$\langle (W_k(t) > W_{k2} \rightarrow [u_k(t+1) \leftarrow u_k(t)-\Delta u_k(t)\ ]\rangle$

(k=1,2,...,6)

Notă: notăm faptul că pentru a controla factorul de împrospătare a apei (extrem de important din punct de vedere bio-ecologic) dispunem de 36 reguli euristice! În aceste reguli u_k reprezintă, (a) dragarea / adîncirea unui canal (sau şenal); b) construcţia unui nou canal de apă etc.

4.2. Simularea şi controlul sistemului ecologic

Cea de a 2-a aplicaţie a metodologiei de simulare şi control, bazată pe prelucrarea cunoştinţelor, se referă la un sistem ecologic din Delta Dunării. Modelul de simulare şi control este un model matematico-euristic, compus din ecuaţii de stare (care descriu evoluţia şi interacţiunea speciilor din apa lacurilor, ca şi aceea a substanţelor nutritive şi a elementelor poluante) şi din reguli euristice de inferenţă. În aplicaţia de faţă ne ocupăm numai de evoluţia şi interacţiunea speciilor care trăiesc în apa lacurilor din Deltă.

a) Modelul de simulare numerică

Notaţii:

B_{hk}, B_{ik}, B_{jk}, biomasa speciei h, i, j în lacul k; P_{hk}, producţia primară (datorată procesului de fotosinteză); p_{hk}, p_{ik}, p_{jk}, pierderile biologice; $\alpha_{hi} B_{hk} B_{ik} / (\beta_h + B_{hk})$ şi $\alpha_{ij} B_{ik} B_{jk} / (\beta_i + B_{ik})$, reprezintă relaţia pradă-prădător; T - temperatura, I - intensitatea luminii, c_p - concentraţia de nutrienţi, p_H - aciditatea mediului.

În plus:

h semnifică producătorii primari (fitoplancton, macrofite submerse,...), i semnifică consumatorii primari (zooplancton, macrobentos, peşte omnivor), j semnifică consumatorii secundari (zooplancton prădător, peşte răpitor, păsări şi mamifere ihtiofage).

Modelul de simulare numerică, este constituit din ecuaţii diferenţiale neliniare, care descriu evoluţia biomasei speciilor, utilizînd principiul balanţei (cîştigul de biomasă este egal cu ceea ce s-a introdus în sistem minus pierderile):

$$dB_{hk}/dt = P_{hk}(T,I,C_p,pH,t) - \sum_{i=1}^{I} \alpha_{hi} B_{hk} B_{ik} (\beta_h + B_{hk}) +$$
$$+ Q_{ik} B_{hk}/V_k - O_{kj} B_{hk}/V_k - P_{hk}(T,t) B_{hk} + u_{hk}(t),$$
$$B_{hk}(o) = B_{hko},$$
$$dB_{ik}/dt = \sum_{h=1}^{H} \alpha_{hi} B_{hk} B_{ik}/(\beta_h + B_{hk}) - \sum_{j=1}^{J} \alpha_{ij} B_{ik} B_{jk}/$$
$$(\beta_i + B_{ik}) + Q_{ik} B_{ik}/V_k - Q_{kj} B_{ik}/V_k - P_{ik}(T,t) B_{ik} + u_{ik}(t),$$
$$B_{ik}(o) = B_{iko},$$
$$dB_{jk}/dt = \sum_{i=1}^{I} \alpha_{ij} B_{ik} B_{jk}/(\beta_i + B_{ik}) - \sum_{l=1}^{L} \alpha_{jl} B_{jk} B_{lk}/(\beta_j + B_{jk})$$
$$P_{jk}(T,t) B_{jk} + u_{jk}(t)$$
$$B_{jk}(o) = B_{jko}.$$

Menţionăm că în această aplicaţie: $h = 2, i = 4, j = 4$.

Intervale de suboptimalitate:

$B_{h1} \le B_h \le B_{h2},$

$B_{i1} \le B_i \le B_{i2},$

$B_{j1} \le B_j \le B_{j2}.$

b) **Modelul euristic de simulare** (reguli euristice de inferenţă):

Reguli de comportare:

$\langle (T(t) \notin [T_1,T_2]) \vee (I(t) \notin [I_1,I_2]) \vee (c_P \notin [(c_{P1},c_{P2}])$

$\vee (pH \notin [pH_1,pH_2] \vee (B_{hk}(t) < B_{hk}(t-1) \vee$

$\vee (B_{jk}(t) > B_{jk}(t-1) \rightarrow (B_{ik}(t+1) < B_{ik}(t) \rangle;$

$\langle (T(t) \in [T_1,T_2]) \wedge (I(t) \in [I_1,I_2]) \wedge (c_P \in [(c_{P1},c_{P2}])$

$\wedge (pH \in [pH_1,pH_2] \wedge (B_{hk}(t) > B_{hk}(t-1) \wedge$

$\wedge (B_{jk}(t) < B_{jk}(t-1) \rightarrow (B_{ik}(t+1) > B_{ik}(t) \rangle;$

$(h=1,2;\ i,j=1,2,3,4).$

Reguli de control:

$\langle (B_{ik}(t+1) < B_{ik}(t)) \wedge [u_{ik}(t+1) \leftarrow u_{ik}(t) + \Delta u_{ik}(t)] \rightarrow$

$\rightarrow (B_{ik}(t+2) > B_{ik}(t+1)) \rangle;$

$\langle (B_{ik}(t+1) > B_{ik}(t)) \wedge [u_{ik}(t+1) \leftarrow u_{ik}(t) - \Delta u_{ik}(t)] \rightarrow$

$\rightarrow (B_{ik}(t+2) < B_{ik}(t+1)) \rangle;$

$(i=1,2,3,4)$

Reguli de decizie:

$\langle (B_{ik}(t) < B_{i1} \rightarrow [u_{ik}(t+1) \leftarrow u_{ik}(t) + \Delta u_{ik}(t)] \rangle;$

$\langle (B_{ik}(t) > B_{i1} \rightarrow [u_{ik}(t+1) \leftarrow u_{ik}(t) - \Delta u_{ik}(t)] \rangle;$

$(i=1,2,3,4)$

Baza de cunoştinţe bio-ecologice conţine în acest caz un număr de 360 de reguli euristice de inferenţă, cîte 60 pentru fiecare din cele 6 lacuri (cîte 6 reguli euristice pentru fiecare din cele 10 specii). Cu ajutorul acestor reguli se pot evalua mărimile de comandă u_{hk}, u_{ik} şi u_{jk} şi simula efectele modificării acestora asupra variabilelor de stare; variabilele de comandă pot reprezenta: o diminuare a biomasei (pescuit, vînătoare, utilizarea de substanţe chimice etc.) sau o creştere a biomasei (introducerea de hrană, introducerea de noi specii, optimizarea factorului de împrospătare a apei, tratarea apei cu substanţe adecvate etc.).

4.3. Experimente de simulare şi rezultate

Modelul matematico-euristic, atît modelul de simulare numeric, cît şi modelul euristic de simulare, cu date, fapte şi cunoştinţe furnizate de către hidrologi şi bio-ecologi, au fost utilizate pentru a realiza mai multe experimente de simulare, în scopul caracterizării stadiului actual al sistemului hidrologic şi al sistemului ecologic analizat, precum şi în vederea prezervării echilibrului ecologic.

Mai întîi, modelul de simulare numeric a fost discretizat, din considerente de date şi de calcul. Au fost scrise programe şi rutine de calcul în limbajul FORTRAN, pentru calculatorul personal FORMOX 286 PC, pentru calculul membrului drept al variabilelor de stare. Procesarea cunoştinţelor, exprimate sub forma regulilor euristice de inferenţă, a fost făcută cu ajutorul sistemului expert XRL, care utilizează limbajul LISP şi care a fost elaborat la ICI [12]. Datorită faptului că sistemul XRL se bazează pe raţionamentul calitativ, rezultatele oferite de acesta, în procesul de simulare sînt şi ele calitative, în sensul că XRL poate spune despre o variabilă de stare dacă va creşte, va scădea sau va rămîne staţionară, ceea ce reprezintă destul de mult.

Rezultatele de simulare privind evoluţia volumelor şi a adîncimii apei în lacuri, a debitelor de apă, a factorului de împrospătare a apei, a concentraţiei de fosfor în apă, a biomaselor celor 10 specii de plante şi animale, au arătat o bună concordanţă calitativă şi o satisfăcătoare concordanţă cantitativă cu rezultatele măsurătorilor efectuate de către hidrologi şi biologi. Acest fapt validează modelul, algoritmul şi programul de calcul (sistemul de simulare şi control în ansamblu). Evident unele îmbunătăţiri mai pot fi făcute, atît din punct de vedere teoretic cît şi informatic.

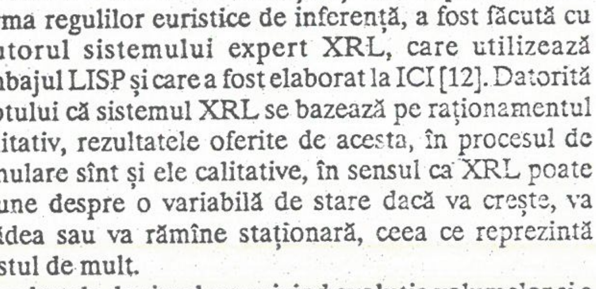

Figura 5 Simularea evoluţiei volumului apei în două lacuri

Figurile 5 şi 6 reprezintă rezultate de simulare pentru sistemul hidrologic, iar figurile 7-9 pentru cel biologic. Astfel figura 6 arată evoluţia factorului de împrospătare a apei W_k, punînd totodată în evidenţă faptul că, în anumite perioade de timp acesta este mai mic decît cel necesar. În aceste momente s-a făcut resimţită nevoia de a apela la baza de cunoştinţe şi a modifica corespunzător variabilele de control, în sensul creşterii lui $W_k(t)$. Şi în celelalte cazuri, rezultatele de simulare numerică au fost corectate prin intervenţia salutară a procesării regulilor euristice de inferenţă din baza de cunoştinţe (în special în cazul unor specii rare de păsări ihtiofage, a unor specii de peşte cu valoare economică ridicată şi altele).

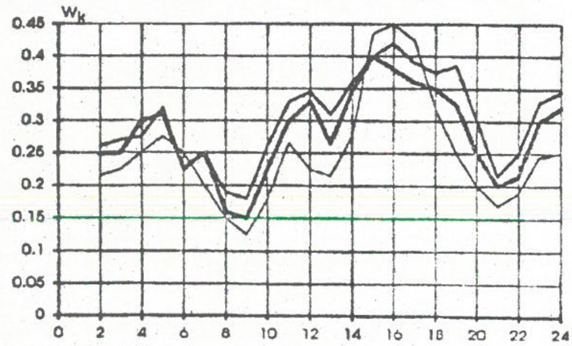

Figura 6. Simularea evoluţiei factorului de împrospătare a apei unor lacuri

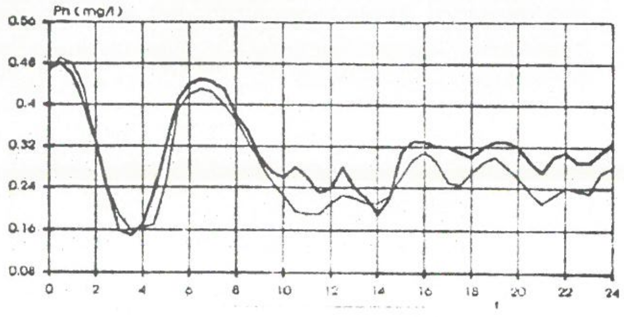

Figura 7. Simularea evoluţiei concentraţiei de fosfor
–simulat –măsurat

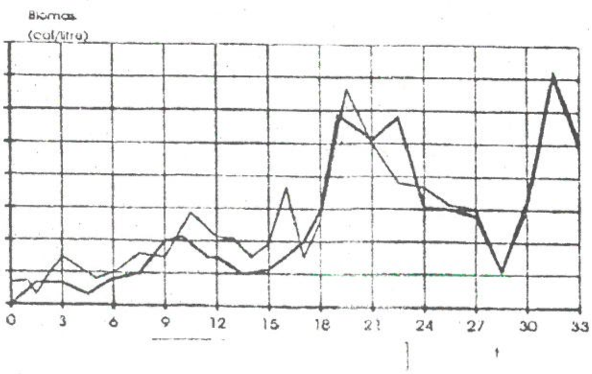

Figura 8. Simularea evoluţiei biomasei fitoplancton
–simulat –măsurat

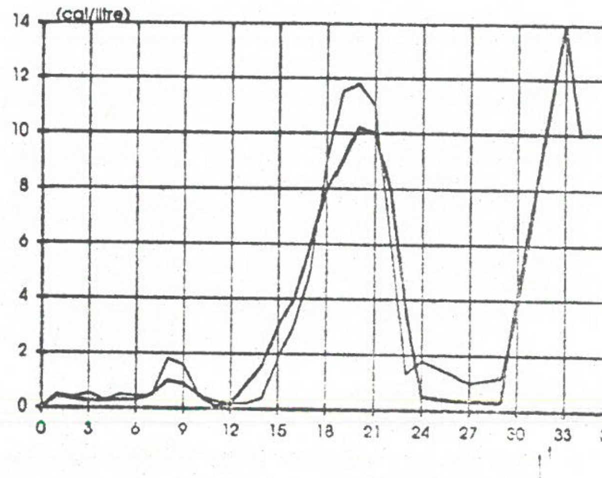

Figura 9. Simularea evoluţiei biomasei de zooplancton
–simulat –măsurat

5. Concluzii

Realizarea sistemului de simulare şi control al sistemelor mari, complexe, bazat pe model matematic şi procesarea cunoştinţelor euristice prin raţionament calitativ, constituie o alternativă valabilă la metodele clasice de simulare şi control (reglare). Această afirmaţie este susţinută de rezultatele concludente obţinute în aplicarea sistemului de simulare şi control la sistemele naturale.

În lucrare se prezintă aspecte teoretice şi metodologice, accentul căzînd pe algoritmul de simulare şi control bazat pe prelucrarea cunoştinţelor. Avantajele acestui algoritm, în comparaţie cu algoritmii clasici sînt următoarele:

- în simulare: experimentele de simulare devin mai raţionale atunci cînd se utilizează o bază de cunoştinţe, în conexiune cu un model de simulare numerică şi conduce la un timp mai scurt de experimentare;
- în control: sistemul de control bazat pe procesarea cunoştinţelor este mai puţin rigid (mai suplu) decît sistemul de control clasic (bazat pe o lege matematică de control).

Ca aplicaţii am prezentat simularea şi controlul unor sisteme hidrologice şi bio-ecologice, care au condus la rezultate credibile. În viitor considerăm posibilă şi necesară extinderea rezultatelor la întregul sistem hidro-bio-ecologic Delta Dunării. Aşadar, sistemul de simulare şi control bazat pe prelucrarea cunoştinţelor îşi dovedeşte utilitatea în cazul sistemelor mari, complexe, caracterizate prin gradul înalt de nedeterminism al proceselor şi prin informaţia mai degrabă calitativă, care poate fi obţinută. Sistemul poate fi îmbunătăţit prin mărirea gradului de acurateţe a calculului şi calibrarea modelelor de simulare numerică, prin mai mare acuratețe a regulilor de inferență şi - eventual - printr-o deplină automatizare a procesului de calcul matematico-euristic, care să facă inutilă intervenția omului, în procesul de decizie. Dar aceasta este o problemă care mai trebuie încă discutată.

Mulțumiri. Autorul mulțumește colegilor dr. Mircea Oltean (de la Institutul de Biologie) şi dr. Basarab Driga (de la Institutul de Geografie), care l-au ajutat să pătrundă în universul complexelor sisteme naturale.

Bibliografie

1 DAVIS, R. LENAT B.D. -*Knowledge Based Systems in Artificial Intelligence*, Mc. Graw - Hill Inc., New York, 1982.

2 FEDOROWICZ J. WILLIAMS G.D. -*Representing Modelling Knowledge in an Intelligent Decision System*. In: Decision Support Systems, 2, 1, 1982, pp.3-14.

3 LEHMANN, A. - *Knowledge-based Modelling and Simulation: Restrictions, Alternatives and Applications*. In: Preprints 3rd. Int. Symp. Syst. Anal. & Simul., Berlin, 1988, pp.412-418.

4 REDDY,Y.V. FOX, M.S -KBS: *An Artificial Intelligence Approach to Flexible Simulation*. Research Report CMV-RI-TR-82-1, Carnegie-Mellon Univ., 1982.

5 KUIPERS,B. -*Qualitative Simulation*. In: Artificial Intelligence, 29, 1986, pp.289-338.

6 SILJAK,D.D. -*Complex Dynamic Systems: Dimensionality, Structure and Uncertainty*. In: Large Scale Systems, 4, 1983.

7 STANCIULESCU,F. -*Dinamica sistemelor mari* Ed. Academiei, Bucureşti, 1982.

8 KUSIAK, A . (ed.)- *Artificial Intelligence. Implication for CIM. IFS Publications* Springer-Verlag, Berlin, 1988, pp.1-23.

9 STANCIULESCU, F.- *Sequential Logic and its Application to the Synthesis of Finite Automata*. In IEEE Trans. Electronic Computer EC-14 December 1965, pp.786-791.

10 STANCIULESCU,F. -*Knowledge-based Analysis of Large Scale Systems by Using a Mathematical-heuristic Model Methodology of Simulation and Control, and Results*. In: Systems Analysis, Modelling and Simulation, 7, 9, 1990, pp.675-692.

11 STANCIULESCU,F. -*The Control of Large Scale System by Using a Knowledge-based Controller*. In: Proceedings IFAC Symposium "Design Methods of Control Systems", Zürich-Switzerland, 1991.

12 BARBUCEANU,M., TRAUŞAN-MATU,S., MOLNAR,B. - *XRL: A Layered Knowledge Processing Architecture Able to Enhance Itself*. In: Studies and Researches in Computers and Informatics, no.1, 1989, pp.76-105.

13 STANCIULESCU, F., SULARIA, M., BUZULOIU, F., LUNGU,AL.- *Raport de cercetare la tema C6*, ICI, decembrie 1989.

NOTĂ: Această lucrare a fost prezentată de autor la WORKSHOP-UL ROAMSE "Modelare şi Simulare", ICI, Bucureşti, 25-26 septembrie 1991 şi urmează a fi publicată în volumul Computational Systems Analysis, în Editura Elsevier (editor Achim Sydow - ZKI Berlin).