SISTEM INTELIGENT DE MONITORIZARE MULTIPARAMETRICĂ A UNEI ZONE SEISMOGENE

Florin MUNTEANU[1], Dorel ZUGRĂVESCU[2], Constantin UDRIŞTE[3]
[1] Membru corespondent al Academiei de Ştiinţe Tehnice din România
[2] Membru titular al Academiei de Ştiinţe Tehnice din România
[3] Universitatea „Politehnica" din Bucureşti

Rezumat. Evaluarea riscului seismic al unei zone este un obiectiv major în cercetarea geofizică modernă. Studiile legate de înţelegerea mecanismelor de cumulare a tensiunii în zone seismic active, şi implicit responsabile de producerea cutremurelor de pământ, au fost revigorate de apariţia unui ansamblu de teorii şi modele cunoscute sub denumirea de „ştiinţa Complexităţii". Astfel, după descoperirea geometriei fractale, a teoriei haosului şi a teoriei catastrofelor, evenimentele seismice au fost reinterpretate ca exemple tipice ale dinamicii sistemelor neliniare. Procesul de auto-organizare a devenit cel mai uzitat şi important model privitor la producerea cutremurelor de Pământ. Studiile în baze de date ce conţin toate evenimentele seismice cu magnitudini mai mari de 2 au evidentiat alternanţe între perioade cu predictibilitate acceptabilă şi perioade cu evenimente distribuite aleator, fapt ce a condus la ideea că „insuşi gradul de predictibilitate al evenimentelor seismice se schimbă în timp" (J.D. Goltz,1997). Din această perspectivă, cutremurul de pământ a devenit o expresie a „geo-complexităţii" (Rundle ş.a. 2000), fapt ce a determinat orientarea cercetării ştiinţifice către întelegerea fenomenelor complexe şi valorificarea ştiinţifică – în domeniul geoştiinţelor în general şi al seismologiei în special – a principalelor concepte, modele, teorii şi tehnici puse la dispoziţie de noua paradigmă a Complexităţii. Asimilând o zonă seismic activă cu un sistem complex ierarhizat putem face urmatoarele afirmaţii: - un eveniment seismic modifică ireversibil structura sistemului, motiv pentru care este necesară o permanentă adaptare a parametrilor unui model sau chiar o modificare a modelului; - fiecare eveniment seismic descarcă sistemul cu o valoare energetică proprie (magnitudinea), fapt ce modifică de fiecare dată condiţia iniţială pentru noua etapă de încărcare, având drept consecinţă o predictibilitate redusă dar nu imposibilă; - este de aşteptat ca uneori să se identifice precursori (dependent de condiţia initală a sistemului după un eveniment seismic); - fiecare eveniment seismic descarcă sistemul local şi transferă o parte din energie zonelor alăturate, motiv pentru care o înţelegere a evoluţiei în timp a unei zone seismogene nu poate fi realizată în lipsa unei reţele de monitorizare la o scară superioară sistemului monitorizat; - în stare critică, factorii declanşatori pot alterna cu factori inhibitori, reducând predictibilitatea unui model şi punând accent pe două obiective diferite în cadrul monitorizării unei zone seimogene (1 – evaluarea instalării unei stării critice; 2– urmărirea proceselor de mică intensitate şi rezonante cu zona hipocentrală, ce pot aduce informaţii privitoare la „formarea semnalului declanşator"); - zona seismogenă aflată sub observaţie este parte dintr-un sistem ierarhic superior şi cuplată cu ansamblul dinamic/evolutiv GAIA – planeta vie, fapt ce permite extragerea de informaţii utile din sistemele adiacente şi subiacente, vii şi nevii; - schimbările de structură în funcţie de variaţii ale fluxurilor energo-informaţionale şi materiale respectă legi de universalitate (pattern, constante alometrice) ce permit caracterizarea evoluţiei unor sisteme reale. Lucrarea sistematizează informaţia extrem de vastă în acest nou domeniu al cercetării teoretice şi defineşte cadrul în care devine utilă o monitorizare inteligentă, având la bază o reţea neurală. Ipoteza de lucru dezvoltată afirmă că, sub influenţa unui flux de date convenabil ales, sistemul dotat cu inteligenţă artificială, şi care manifestă el însuşi proprietăţi de auto-organizare, tinde să se apropie asimptotic către (să se sincronizeze cu) Realitatea monitorizată. În acest context, în locul unui model rigid şi unic pentru orice zona geodinamic activă, derivat din teoria generală a mecanicii ruperilor, se obţine un „model evolutiv" auto-adaptabil la condiţiile concrete determinate de evoluţia specifică a zonei seismogene monitorizate, model ce poate oferi şanse sporite de evaluare a riscului seismic şi de identificare a precursorilor evenimentelor seismice.

Cuvinte cheie: risc seismic, geocomplexitate, monitorizare inteligentă.

Abstract. The earthquake was re-interpreted as an expression of the **geocomplexity**, and this new point of view reoriented the research in this area towards understanding complex phenomena.

Specifically, this marked the beginning of a new stage in geosciences in general, and in seismologic research in particular, especially regarding the practical application of the main concepts, models, theories and methods provided by the new paradigm of Complexity. For our desired application, if one assimilates a seismically active region with a nonlinear complex and hierarchically structured system, then the following features can be deduced or assumed as characterizing this system: a) Each seismic event modifies irreversibly the system's structure; b) Each seismic event discharges a specific amount of energy that modifies the internal state of the system and provides new and different initial conditions; c) The energy discharged by each seismic event that 'resets' the local system is radiated/transferred to neighboring systems of equal or inferior hierarchical position; d) When the system is in the critical state preceding the seismic discharge, the triggering factors can alternate or combine with inhibiting ones, resulting in a reduced classic predictability of the seismic event; e) The monitored seismic region is just another element of a larger and also hierarchically organized system (Gaia), being coupled and interdependent on the interaction with other similar systems in this meta-system. This paper systematizes extremely large information in this new field of research and defines the theoretical frame for the use of the intelligent monitoring, based on a neural network. Developed working hypothesis states that, under the influence of particularly convenient data flow, a system equipped with artificial intelligence, that manifests itself self-organizing properties, tends to approach asymptotic (to sync with) to the monitored reality. In this context, instead of a single rigid model for any geodynamic active area, derived from the general theory of fracture mechanics, we obtain an „evolutionary model" self-adaptable to specific condition determined by the specific evolution of seismogenic monitored zone, model that can provide better opportunities for seismic risk assessment and identification of precursor seismic events.

Keywords: seismic risk, geocomplexity, inteligent monitoring.

1. INTRODUCERE

Evaluarea riscului seismic al unei zone şi identificarea unor precursori capabili să evidenţieze instalarea stării critice şi eventual iminenţa unui seism cu o magnitudine peste un anumit prag ce poate conduce la pierderi materiale şi de vieţi omeneşti, sunt obiective esenţiale în cercetarea geofizică modernă. Studiile legate de înţelegerea mecanismelor de cumulare a tensiunii în zone seismogene şi implicit responsabile de producerea cutremurelor de pământ, au fost revigorate de apariţia unui ansamblu de teorii şi modele cunoscute sub denumirea de „ştiinţa Complexităţii". Astfel, după descoperirea geometriei fractale, a teoriei haosului şi a teoriei catastrofelor, evenimentele seismice au fost reinterpretate ca exemple tipice ale dinamicii sistemelor neliniare. Procesul de **auto-organizare** a devenit cel mai uzitat şi important model privitor la producerea cutremurelor de Pământ [1]. Studiile pe baze de date din ce în ce mai complete şi care evidenţiază toate evenimentele seismice cu magnitudini mai mari de 2 pe scara Richter au evidenţiat alternante între perioade cu predictibilitate acceptabilă şi perioade cu evenimente distribuite aleator, fapt ce a condus la ideea ca „însăşi gradul de predictibilitate al evenimentelor seismice se schimbă în timp"(Goltz, 1997, p158). Din această perspectiva, cutremurul de pământ a devenit o expresie a **„geocomplexităţii"** [2] fapt ce a determinat orientarea cercetării ştiinţifice către înţelegerea fenomenelor complexe şi valorificarea ştiinţifică în domeniul geoştiinţelor în general şi al seismologiei în special a principalelor concepte, modele, teorii şi tehnici puse la dispoziţie de noua paradigmă a Complexităţii.

2. MODELAREA PROCESELOR CU AUTO-ORGANZIARE

Se pot evidenţia, în forma cea mai generală, două modalităţi de generare a unor structuri solide: **agregare** (clusterizare, aglutinare) în care părţi solide se aglomerează treptat sub acţiunea unor gradienţi şi structurează un corp solid a cărui structură conţine istoria formării sale (proprietăţi geologice) respectiv **fragmentare**, proces în care un întreg se „spage" în părţi alcătuind în final o structură de blocuri (plăci, microplăci). Evident că în unele cazuri reale, cele două procese se pot manifesta concomitent, observându-se perioade în care este dominantă agregarea sau devine dominantă fragmentarea. în aceste condiții se poate afirma că într-un anume fel, prin studiul unor parametri ce sunt legați de evoluția în timp a **structurii** corpului studiat se pot imagina tehnici şi metodologii de monitorizare, capabile să identifice momente critice, tranziții de faza, ce însoțesc modificări ireversibile a corpului monitorizat. Atunci când „corpul" studiat este o zona geodinamic activă se poate spera că înțelegerea şi modelarea proceselor de fragmentare poate fi esențială în identificarea unor metodologii de evaluare a riscului seismic. În studiul acestor procese se poate utiliza, dincolo de teoriile generale de mecanica ruperilor şi procese de modelare computațională, bazate pe algoritmi recursivi, specifici teoriei generale a **Automatelor Celulare** [3],a sistemelor ierarhizate generate de procese de **auto-organizare**.

Conceptul de criticalitate autoorganizată a fost introdus de fizicianul danez Per Bak în 1987-1988. Împreună cu colectivul său de la Brookhaven National Laboratory, New York, el l-a adâncit în continuare şi i-a demonstrat generalitatea. Au apărut aplicații în avalanşă, în domenii diverse precum: *mecanica ruperilor, mecanica fluidelor, ecologie, geofizică, economie, biologie*.

Teoria bazată pe acest concept, cu implicații majore privind evoluția sistemelor complexe în natură este caracterizată de utilizarea unor modele simple, ce se pretează studiului pe calculator şi care permit evidențierea unor proprietăți noi ce nu se întrevedeau din teoriile generale furnizate de mecanica ruperilor. Având la bază un set de reguli şi un proces de aplicare recursivă a acelor reguli asupra unui obiect inițial sau a unei colecții de obiecte, rezultatele acestui mod de simulare fără un model analitic inițial sunt într-o bună concordanță cu datele experimentale obținute în domenii mai puțin formalizate matematic până în prezent, cum este şi studiul evoluției unei zone seismic active.

Simulările computaționale realizate prin aşa numitul model „Modelul Olami–Feder–Christensen pentru cutremurele de Pământ" [4] , pe lângă o bună concordanță cu observațiile privind corelația dintre frecvența cutremurelor şi magnitudinea acestora, sugerează şi o serie de noi proprietăți ce trebuiesc a fi luate în seama atunci când se pune problema conceperii unui sistem de monitorizare pentru determinarea continuă a riscului seismic într-o zona geodinamic activă:

- evenimentele majore sunt provocate prin aceleaşi mecanisme ca şi cele minore;
- deşi rare, evenimentele majore sunt inevitabile în asemenea procese;
- sistemul este instabil la nivel local, în schimb starea globală este stabilă;
- un eveniment, oricât de mare, nu poate scoate sistemul din starea critică; sistemul trece dintr-o stare metastabilă în alta;
- prin însăşi natura ireversibilă a procesului, sistemul se „particularizează" în timp (cumulează istorie, se „personalizează", fapt pentru care necesită metode noi de studiu ale evoluției în timp a zonei monitorizate, capabile să surprindă modificările structurale ale zonei;
- amprenta temporală a unor parametri măsurabili, legați intim de procesul de auto- organizare, o constituie apariția unor fluctuații a căror variație spectrală este cunoscută sub numele de „1/f" ;
- amprenta spațială este reprezentată de caracterul autosimilar al structurii motiv pentru care implicarea unor metode de studiu bazate pe geometria fractală, pe aplicații ale fizicii constructale, a ştiinței complexității în general devine esențială.

2.1. Modelul dihotomic de rupere

Încercarea de a prezice apariția unui eveniment seismic este bazată în general pe studiul statistic al istoriei cutremurelor dintr-o anumită regiune. Din analiza unei baze de date ce conține istoria evenimentelor seismice (localizare, momentul producerii, magnitudine) se deduce cunoscuta lege Gutenberg-Richter a cărei constante se determină pentru cazuri concrete, pentru zonele seimogene analizate. Este esențial de observat că baza de date analizată conține evenimentele seismice şi nu conține informații legate de comportarea dinamica a zonei studiate între evenimente. În general, cutremurele de Pământ sunt considerate sisteme dinamice cu prag, care apar brusc şi nepredictibil în evenimente majore între care însa există o dinamică mai puțin observabilă (perioada calmă). Mai mult, putem spune că această dinamică ce caracterizează perioada dintre evenimente poate fi cheia înțelegerii proceselor de cumulare a stresului şi pregătirea sistemului pentru starea critică în care devine probabil un eveniment major.

Se consideră utilă în sensul celor de mai sus, realizarea unor modele de fragmentare care să permită obținerea unor structuri a căror dinamică să poată fi caracterizată prin măsurători fizice diferite, prin tehnici de procesare multiparametrică şi de tip „data mining" . Un model simplu de fragmentare recursivă, de generare a unei structuri ierarhizate de fragmente ce defineşte un comportament dinamic specific, îl constituie „modelul dihotomic de rupere" [5]

Fie un corp de volum V_0 ce se divide în două părți, care au volumele V_1 şi V_2. Acestea la rândul lor se pot divide tot în două părți, ş.a.m.d. Se caută distribuția de volume dupa ***n*** acte de divizare. În acest scop se fac următoarele ipoteze de lucru:

- diviziunea este aditivă, adică suma volumelor părților este egală cu volumul inițial, ca în relația:

$$V_0 = V_1 + V_2, \tag{2.1}$$

- divizarea se face întotdeauna numai în două părți;
- raportul volumelor părților obținute rămâne constant în decursul evoluției divizărilor succesive în conformitate cu relația:

$$K = \frac{V_2}{V_1}, \tag{2.2}$$

- întregul proces de divizare succesivă se realizează în etape, generații de divizare, în sensul că o generație (de exemplu a ***n***-a) presupune o divizare prin dihotomie a tuturor corpurilor din generația anterioară (a **(*n*-1)**-a), nici un corp din generația ***n*** nu se divide mai devreme sau mai târziu decât generația a (***n*-a**). Această afirmație este necesară pentru a putea descrie univoc distribuția de fragmentare la o generație dată, ***n***. În acelaşi timp, această condiție simplifică foarte mult calculele. În realitate, această ipoteză nu este prea restrictivă, în sensul că „lungimea" perioadei unei generații este variabilă, astfel încât se consideră trecerea la o nouă generație în momentul în care s-a terminat divizarea tuturor corpurilor provenite din generația anterioară. Se cere însă ca în această generație să nu existe procese de divizare a corpurilor nou formate, până ce ultimul corp din generația anterioară nu s-a divizat. În caz contrar, coexistă obiecte din diverse generații, ceea ce complică distribuția.

Cu aceste ipoteze, se obțin volumele părților rezultate din divizare, conform relației :

$$V_1 = V_0 * \frac{1}{1+K}; \quad V_2 = V_0 * \frac{K}{K+1}. \tag{2.3}$$

Prima ipoteză este evidentă pentru *procese macroscopice care nu conduc la schimbări de fază de agregare*.

Ipoteza dihotomiei poate fi argumentată prin faptul că fisurarea concentrează întreaga tensiune din material în ea şi că realizarea ruperii detensionează materialul supus efortului. Corpul se divizează deci în două părți. Următoarea rupere se va face după un timp mai mult sau mai puțin lung, depinzând de viteza cu care se realizează aplicarea efortului asupra corpurilor rezultate. *Dacă în acest interval de timp toate corpurile din generația anterioară s-au divizat, atunci ipoteza este corectă*.

Ipoteza constanței raporturilor volumelor rezultate în diverse generații de rupere prin dihotomie se poate argumenta pornind de la ideea de prestructurare a corpului şi care conduce la faptul că un anume raport, *K*, corespunde unui minim de generație de rupere. Orice alt raport va cere o energie mai mare; deci probabilitatea de rupere cu un factor constant K este plauzibilă.

În ansamblu, acest model exprimă fragmentarea ca o succesiune de diviziuni şi apare ca un proces tipic iterativ, în care relația 2.2 se respectă pe întregul proces de fragmentare şi poate fi considerată ca lege de recurență pentru acest proces. Se obține astfel, cel mai simplu model de generare a unei structuri de fragmente ierarhizate.

După n iterații de divizare, numărul corpurilor (particulelor) este 2^n. De asemenea, după n iterații, se obține o distribuție de fragmente cu diferite volume, distribuție care se poate obține prin utilizarea legii de recurență 2.2 şi a relațiilor 2.3**,** astfel:

$$V(p;n,k) = V_0 * \frac{K^p}{(1+K)^n}, \qquad p = 0,1,2,\dots,n. \tag{2.4}$$

unde $V(p;n,k)$ exprimă volumul celui de al p-lea fragment obținut după n etape de divizare din volumul inițial V_0, fiecare divizare având raportul K, constant, al volumelor fragmentelor. În relația de mai sus, p este variabilă, iar n şi k sunt parametri constanți. Este necesară această observație, deoarece, dacă s-ar accepta o variație în K în decursul iterațiilor, relația 2.7 nu ar fi adevărată. Studiul dependenței relației 2.4 de K, scoate în evidență efectul raportului de divizare asupra spectrului de volume (fig. 2.1). Se observă că toate distribuțiile se intersectează pentru **K=1**, când toate volumele au aceeaşi valoare în cadrul unei generații, dar scad rapid de la o generație la alta. Se obține astfel o distribuție discretă (cum era de aşteptat), în care numărul de valori distincte pentru volume este n+1şi nu 2^n. Cu alte cuvinte, există o „degenerare“, cele 2^n fragmente nu sunt toate distincte ca volum. „Spectrul“ valorilor volumelor creşte astfel în progresie aritmetică, față de cel al numărului de fragmente care creşte în progresie geometrică. Numărul corpurilor cu acelaşi volum V din distribuția generației n este dat de coeficienții binomiali, conform relației:

$$I(p;n,K) = C_n^p, \tag{2.5}$$

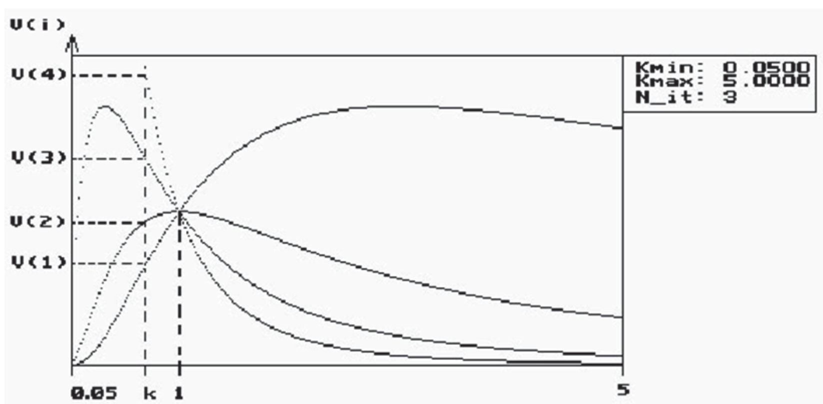

Fig. 2.1 Dependența de K a volumelor $V_{1..4}$, obținute în urma unui proces de divizare a volumului V_0; $n = 2$.

Spectrul de volume se întinde între cea mai mică valoare $V(0)$ şi cea mai mare valoare $V(p=n)$, astfel:

$$V_{(0)} = V_0 * \frac{1}{(1+k)^n}; \quad V_{(0)} = V_0 * \frac{K^n}{(1+K)^n}. \tag{2.6}$$

Diferența dintre cea mai mică şi cea mai mare valoare d, cât şi raportul acestor valori r sunt date de relațiile:

$$d = V_0 * \frac{K^n - 1}{(K+1)^n}, \tag{2.7}$$

$$r = K^n.$$

Distribuția de volume se poate caracteriză de asemenea prin media volumului din distribuție, V_m, care, împreună cu numărul total de corpuri existente în generația ***n***, N_t, completează tabloul evoluției fragmentării în ipotezele făcute, astfel:

$$V_m = \frac{V_0}{2^n}, \qquad N_t = 2^n. \tag{2.8}$$

Relațiile descriu un proces de fragmentare cu un spectru de volume care scade în întindere pe măsura consumării etapelor succesive de fragmentare, dar în care raportul între cel mai mare şi cel mai mic volum prezent în distribuție, ca şi numărul total de obiecte din sistem, creşte rapid. Valoarea medie s-a calculat pe baza relației statistice de calcul a mediei:

$$V_m = \frac{\sum V(p;n,k) * I(p;n,k)}{\sum I(p;n,k)}. \tag{2.9}$$

Se observă că:

$$I(p;n,k) = 2^n, \tag{2.10}$$

şi că:

$$\sum_{p=0}^{n} C_n^p * \frac{K^p}{(1+k)^n} = 1. \tag{2.11}$$

Ultima relație rezultă din ipoteza 2.1, având caracter de relație de normare.

Relațiile de recurență în raport cu p sunt:

$$V(p+1;n,k) = V(p;n,k) * K, \tag{2.12}$$

$$I(p+1\,;n,k) = \frac{I(p\,;n,k)}{(n-p-1)(p+1)}. \tag{2.13}$$

Relația 2.13 este importantă, deoarece arată că, în cadrul spectrului de volume (de fapt poate fi şi de mase sau de dimensiuni liniare) există o recurență care merge după **o progresie geometrică,** prima din acele caracteristici deosebite ale distribuțiilor de fragmente observate experimental de către Sadovschi [6,7]. O reprezentare într-o scară logaritmică a distribuției de volume scoate în evidență această regularitate, respectiv echidistanța dintre maximele distribuției.

Este evident că modelul descris mai sus reprezintă o idealizare a unor fenomene reale. Pentru a apropia modelul de condițiile reale, prima posibilitate este de a relaxa condiția impusă de relația 2.2**,** în sensul presupunerii că valoarea K este constantă doar în medie. Efectul asupra distribuției de volume nu mai poate fi calculat cu relația 2.4, aceasta fiind depusă în ipoteza constantei K la diferite generații de rupere. K poate suferi abateri de la această valoare, de exemplu, după o distribuție normală cu o dispersie mai mult sau mai puțin accentuată. La limită, dispersie nulă, se obține cazul ideal. Se aşteaptă ca la dispersii mici distribuția de maxime să se mențină în prima aproximație aceeaşi, doar cu o lărgire a fiecărei valori.

În figura 2.2 se prezintă simularea pe calculator a acestei situații, atât într-o scară liniară, cât şi una logaritmică. În simulare s-a presupus o constantă K de forma:

$$K = K_0 + K_{(t)}, \tag{2.14}$$

unde K_0 este valoarea medie, constantă, peste care se suprapune un „zgomot“ aleator $K_{(t)}$, t simbolizând variația în „timp" (de la generație la generație) a lui K. Zgomotul este definit prin dispersia Z față de medie.

Un fluctuație mai ridicata a mărimii K_0 are tendința să şteargă maximele din distribuție, având posibilitatea de a **masca complet distribuția polimodală.**

Se ştie că o convoluție de distribuții gaussiene este tot o distribuție gaussiană şi deci, la un „zgomot“ puternic, distribuția gaussiană globală este cea aşteptată.

Comparând caracteristicile generale ale unor spectre experimentale din literatura de specialitate – în special cu aspectul polimodal de fragmentare a solidelor observat de Acad. Sadovschi [7] – cu cea rezultată din simulările pe calculator realizate cu propus, se observă o bună concordanță. Acordul cu datele experimentale poate fi îmbunătățit dacă se observă că acestea trunchiază distribuția reală. La nivelul volumelor mici, trunchierea este legată de "rezoluția" utilizată la colectarea valorilor volumelor, iar la nivelul volumelor mari apare o limitare observațională inerentă.

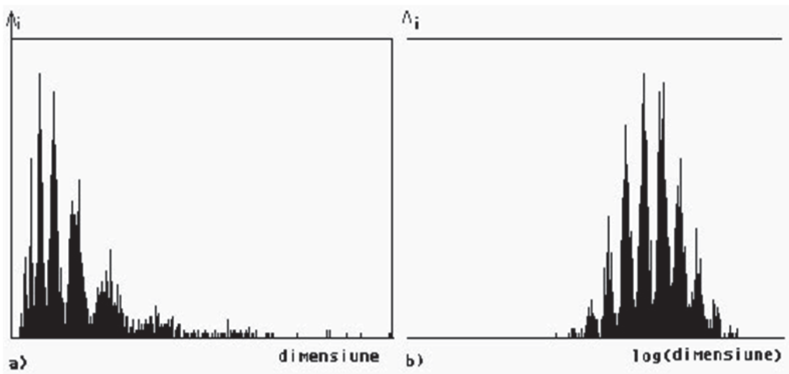

Fig. 2.2. Simularea efectelor aleatoare in modelul ruperii dihotomice:
a - scara liniară *b* - scara logaritmică.

Ca şi o prima concluzie se poate spune că procesul dihotomic de fragmentare tinde să structureze dimensiunile geometrice ale întregului supus fragmentării constituind astfel **o amprentă specifică** (proces morfogenetic). Evident că dinamica acestei structuri, măsurate în fluctuații microseismice, în variații ale câmpurilor geofizice asociate, va fi într-un anume fel **corelată** cu particularitățile concrete ale acestei amprente. Pentru a identifica o asemenea corelație subtilă se impune în studiul unei zone seismic active, utilizarea tehnicilor de tip „pattern recognition”, sisteme inteligente de monitorizare precum rețelele neurale, capabile să identifice şi apoi să urmărească evoluția în timp a „semnăturii” structurii zonei seismogene pentru a discrimina şi apoi înțelege procesele dinamice asociate ce conduc în final la un eveniment major.

O altă observație cu implicație metodologică fundamentală o reprezintă faptul că, în lipsa unei normări corespunzătoare, amestecul de fragmente obținute din aplicarea modelului dihotomic pe întregi diferiți, şterge caracterul multimodal al distribuției, determinant curbe de distribuție continue. Putem astfel concluziona că un „întreg“ supus unor procese de fragmentare generează la nivel *calitativ* un pattern (distribuție polimodală) ce poate fi considerat universal iar la nivel cantitativ, valori specifice ce trebuiesc identificate, fapt ce face ca monitorizarea inteligentă, adaptativă, să fie esențiala în monitorizarea inteligentă a unei zone seismogene.

2.2. Metode de caracterizare a semnalelor microseismice

Putem spune că principial, tratarea statistică "şterge" structura semnalului, fapt fără semnificație într-o modelare liniară, dar cu implicații majore în cazul sistemelor dinamice complexe pentru care o anumită secvență poate declanşa procese sinergice la nivelul structurii ierarhizate. Din acest motiv, în ultima perioadă de timp, au apărut metode care urmăresc să completeze informația conținută în serii temporale neperiodice, prin evaluarea cantitativă a „structurii” semnalului (exponenți fractali, corelație pe scară largă / long range correlation, exponent informațional etc.) Aceştia se vor adăuga exponenților ce pot caracteriza statistic o serie neperiodică de date provenite din măsurători geofizice concrete.

2.2.1. Exponentul Hurst (H)

Astfel, fiind dat semnalul s(t) şi derivata sa s'(t), pentru momentul t şi fereastra τ se poate determina următoarea mărime:

$$R(t,\tau) = \max(s(\xi)) - \min(s(\xi)), \qquad \xi \in [t, t+\tau); \tag{2.15}$$

$$S(t,\tau) = std(s(\xi)), \qquad \xi \in [t, t+\tau), \tag{2.16}$$

unde **std** este eroarea standard. Pentru o valoare constantă τ se determină media relației

$$\frac{R(t_i,\tau)}{S(t_i,\tau)}$$

calculată pentru toate intervalele succesive, neîntrețesute

$$[t_i, t_i+\tau),$$

fapt ce conduce la relația $\frac{R(\tau)}{S(\tau)}$.

Se caută apoi o lege de putere de forma:

$$\frac{R(\tau)}{S(\tau)} = k\tau^{H_M}, \tag{2.17}$$

unde H_M este exponentul **Hurst**. Acest scalar ia valori cuprinse între 0 şi 1. Pentru o serie aleatoare, valoarea exponentului Hurst este **0.5**, valoare ce împarte semnalele în două clase esențial diferite:

- $H \in (0.5 : 1)$ semnale ce manifestă o corelație pe scară largă de tip **persistență,** respectiv
- $H \in (0 : 0.5)$ corelație pe scară largă de tip**antipersistență**.

De asemenea este cunoscută o relație, definită teoretic între H_M şi dimensiunea fractală ataşată D_f

$$Df = 2 - H_M. \tag{2.18}$$

2.2.2. Exponentul de netezire D_{np}

Exponentul cunoscut sub numele exponent de netezire "Smoothing Dimensions" D_{np} [8] porneşte de la derivarea semnalului s(t) de analizat:

$$x = \frac{ds(t)}{dt}. \tag{2.19}$$

Metoda constă în a utiliza un filtru trece jos (LP) având frecvența de tăiere selectabilă f_c. După fiecare filtrare, se determină **norma euclidiană** a semnalului astfel obținut $y_{fc}(t)$:

$$N_\tau(y_{fc}) = \sqrt{\int_0^T y_{fc}^2(t)d(t)}. \tag{2.20}$$

Se consideră exponentul de netezire şi se notează cu D_{np} valoarea ce verifică dependența dintre N(f_c.) şi f_c. :

$$N_\tau(y_{fc}) \propto f_c^{Dn}. \tag{2.21}$$

S-a stabilit relația teoretică între exponentul de netezire determinat şi dimensiunea fractală a semnalului analizat:

$$Df = Dn_f' + 1. \tag{2.22}$$

O altă variantă din clasa metodelor de netezire "Smoothing Dimensions" definită în 1995 [9] presupune derivarea semnalului de analizat $s(t)$,

$$x = \frac{ds(t)}{dt}. \tag{2.23}$$

Apoi se utilizează un filtru trece jos (LP) cu o frecvență de tăiere variabilă, ce joacă rolul ferestrelor variabile din algoritmii clasici f_c. După fiecare filtrare, transformata Fourier $Y_{fc}(\omega)$ a semnalului filtrat $y_{fc}(t)$ este determinată:

$$Y_{fc}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} y_{fc}(t) e^{-j\omega t} dt, \tag{2.24}$$

relație din care se determină mărimea $I(y_{fc})$:

$$I(y_{fc}) = \int_{0}^{\infty} |Y_{fc}(\omega)| d\omega. \tag{2.25}$$

În final se pune problema identificării unui exponent Dip ce se numeşte exponent de netezire Dip :

$$I(y_{fc}) \propto f_c^{D_i'}. \tag{2.26}$$

Între dimensiunea fractală a semnalului şi exponentul de netezire Di' este determinată teoretic relația:

$$Df = Di' + 0.5. \tag{2.27}$$

Pe lângă aceşti exponenți descrişi mai sus, se pot identifica din literatura de specialitate destinată procesării seriilor temporale neperiodice, numeroşi alți estimatori care, în ansamblul lor vor forma un vector asociat seriei de date analizate. Acest vector va surprinde diferite aspecte, caracteristici ale seriei, dificil sau imposibil de surprins doar de către unul din ei, indiferent care ar fi acesta. Un exemplu ar fi faptul că, pentru o serie reală de date, având un număr finit de eşantioane, dimensiunea fractală D_f determinată prin cele trei metode de mai sus va avea o eroare specifică metodei şi care poate fi utilizată în procese de discriminare/clasificare a semnalelor achiziționate.

3. SISTEM INTELIGENT DE MONITORIZARE MULTIPARAMETRICĂ

Conceptualizarea de către Prigogine a aşa numitelor sistemelor disipative pune în evidență capacitatea structurilor traversate de fluxuri energetice de a evolua. Acest fapt are numeroase consecințe teoretice şi experimentale:

- sistemul manifestă **auto-organizare**, fapt ce implică apariția structurilor ierarhizate între care se stabilesc relații sinergice, instalându-se la nivel global o stare critică stabilă în jurul căreia sistemul fluctuează;
- **stările critice** locale se propagă în avalanşe, transmițând instabilitatea către nivelurile ierarhice adiacente, subiacente sau superioare;
- aceleaşi **perturbații**, prin aceleaşi mecanisme pot avea consecințe neglijabile şi locale sau catastrofale, pe arii limitate doar de mărimea sistemului;
- dinamica şi evoluția sistemului este puternic dependentă de **istoria cumulată** până la momentul actului observațional.

Aceste câteva consecințe ale abordării neliniare a sistemelor dinamice sunt suficient de sugestive pentru a sublinia necesitatea şi utilitatea reconsiderării valorii micilor fluctuații (zgomot) în diagnoza « stîrii de sănătate » a sistemului monitorizat. Faptul că prin măsurători se obțin informații de la un sistem ierarhizat aflat într-o continuă transformare structurală, pentru care o perturbație locală poate avea sau nu consecințe cuantificabile dar care, poate fi şi cauza unei „catastrofe“, face ca orientarea cercetărilor privind problematica „zgomotului” să sufere modificări esențiale. Scopul cercetării nu mai este de a înlătura fluctuațiile neperiodice de origine „ambiguă“, ci de a încerca o evaluare calitativă şi cantitativă a acestor fluctuații în vederea discriminării şi clasificării sistemelor dinamice, a conceperii unor procedee şi tehnici de diagnoza şi predicție a evoluției acestora.

Semnalele furnizate în perioadele „calme” de către baterii de senzori precum: *accelerometre, clinometre, magnetometre, electrometre, gravimetre* etc., amplasate în zonele seismic active prezintă un caracter neperiodic. In mod necesar, caracteristicile acestor semnale se modifică pe măsură ce zona seismogenă atinge o stare critică, de la care se poate produce, mai mult sau mai puțin predictibil un eveniment seismic. Dacă magnitudinea cutremurului este dificil de estimat se poate pune însă problema identificării stării critice în care, probabilitatea apariției unui cutremur este mai mare. Principala problemă a sistemelor clasice de monitorizare este legată de faptul că procesarea este realizată prin „algoritmi rigizi”, ce nu evoluează pe măsură ce însuşi sistemul se schimbă în urma proceselor ireversibile petrecute în zona hipocentrală. Din acest motiv se consideră oportună proiectarea şi realizarea unor **sisteme inteligente de monitorizare** a riscului seismic, sisteme capabile să surprindă evoluția zonei monitorizate prin micile modificări ale unui număr mare de semnale, legate direct sau mai lax cu procesele ce se desfăşoară în această zonă.

Una din cele mai simple metode capabile să emuleze un proces neuronal este aşa numita **Analiză a Componentelor Principale**. Încadrată în clasa rețelelor neurale fără supervizare, algoritmul permite procesul de clusterizare bazat pe identificarea corelațiilor existente într-un volum de date. Este poate cea mai simplă şi în acelaşi timp eficientă metodă de clusterizare, ce are drept rezultat discriminarea şi respectiv clasificarea datelor provenite din experimente fizice.

Considerând datele (scalari asociați semnalelor măsurate obținuți prin aplicarea unor algoritmi statistici, fractali etc precum: *dispersia, momente centrate de ordin superior, exponentul Hurst, exponenți de netezire, coeficientul informațional, entropia* etc.) organizate într-o matrice **X**, discriminarea se obține prin analiza valorilor proprii şi a vectorilor proprii corespunzători matricii de covarianță **C** ataşată lui **X**.

Pentru simplificarea descrierii considerăm că un experiment permite memorarea a cel puțin unui şir de date obținute prin evaluarea variației în timp parametrului fizic urmărit. Cele *N* date ale şirului astfel obținut pot fi caracterizate prin intermediul unui număr mai mic de scalari (n << N) precum media, dispersia, momente centrate de ordin superior, exponenți de tip fractal etc. Repetarea experimentului, schimbarea condițiilor sau a subiectului permite acumularea unui număr de *m* evenimente. În acest mod se obține o colecție de n scalari determinați pentru m evenimente, colecție ce formează o matrice **X**:

$$X = [x_{ij}], \qquad j = 1{:}n, \qquad i = 1{:}m; \tag{3.1}$$

unde x_{ij} reprezintă valoarea parametrului *j* pentru semnalul *i*. Se poate calcula matricea de varianță – covarianță **C**, ataşata lui **X**,

$$C = [c_{ij}], \qquad i = 1{:}n, \qquad j = 1{:}n; \tag{3.2}$$

$$c_{ij} = \frac{\overline{(x_i - \overline{x_i}) * (x_j - \overline{x_j})}}{\sqrt{Var(x_i) * Var(x_j)}}. \tag{3.3}$$

C este o matrice simetrică; valorile proprii a_i, $i = 1{:}n$, sunt pozitive, cu:

$$\sum_{x=1}^{n} a_i = \sum_{i=1}^{n} c_{ii}, \tag{3.4}$$

deci suma valorilor proprii este varianța totală a lui **C**.

O proprietate esențială este dată de faptul că vectorii proprii b_i,

$$b_i = \begin{matrix} b_{1i} \\ b_{2i} \\ \dots \\ b_{mi} \end{matrix}, i = 1{:}n, \tag{3.5}$$

sunt ortogonali (pot alcătui o bază). Pe această bază se poate concepe metoda de clasificare/discriminare propusă.

Fie cele m evenimente proiectate într-un hiperspațiu n-dimensional unde n este dat de numărul scalarilor utilizați pentru caracterizarea fiecărui eveniment. Pentru o vizualizare grafică, metoda ACP determină un subspațiu bi- sau tridimensional (din considerente de reprezentare) astfel încât **să conserve o parte cât mai însemnată din informația asupra varianței totale a datelor** din matricea **X**. În acest subspațiu se proiectează „norul" format din cele m puncte experimentale.

Pentru cazul bidimensional se determină cele mai mari două valori proprii, a_1 şi a_2, precum şi cei doi vectori proprii corespunzători, b_1, b_2 (sistemul de reprezentare este b_1,0, b_2 ; b_1, b_2 sunt ortogonali şi nu au o semnificație fizică precisă fiind o combinație liniară de unități de măsură corespunzătoare celor n scalari)

Se poate determina valoarea e:

$$e = \frac{a_1 + a_2}{\sum_{i=1}^{n} a_i}. \tag{3.5}$$

Daca $\boldsymbol{e}$ este suficient de mare, atunci se poate spune că informația principală despre varianța totală este conținută în planul de proiecție, unde coordonatele celor $\boldsymbol{m}$ puncte sunt date de:

$$x_{j,b_1} = \sum_{k=1}^{n} x_{jk} * b_{k1}, \tag{3.6}$$

$$y_{j,b_2} = \sum_{k=1}^{n} x_{jk} * b_{k2}. \tag{3.7}$$

Structura existentă în matricea **X** se manifestă prin apariția unor clustere în acest plan a căror semnificație poate fi determinată din considerații externe analizei. Altfel spus, această metodă este capabilă să evidențieze diferențieri între date (clustere) dar a căror cauză trebuie căutată prin acumularea de date suplimentare [10].

În concluzie, metoda descrisă, fără a fi o tehnică specifică statisticii matematice (nu se face estimarea nivelului de încredere al apartenenței unei serii temporale la o anumită clasă de semnale), este surprinzător de performantă şi de bogată în informații, simplu de obținut şi de interpretat. Eficiența metodei este condiționată de alegerea adecvată a metodelor utilizate în procesul de vectorizare. De asemenea, se poate utiliza o bază de date conținând semnale cunoscute, generate prin modele diferite şi care poate forma în planul de discriminare/clasificare un „sistem de referință" față de care se pot face apoi observații calitative şi cantitative ale unor semnale provenite din măsurători fizice şi care nu au în această etapă de cercetare o anumită semnificație. Se poate considera astfel că un asemenea sistem este prima etapă de abordare practică în realizarea unui sistem inteligent de monitorizare a riscului seismic într-o zonă geodinamic activă, capabil să surprindă evoluția zonei seimogene şi să permită o caracterizare obiectivă a riscului seismic.

4. CONCLUZII

Abordarea neliniară a fenomenelor, dezvoltarea ştiinţei complexităţii, a tehnicilor de calcul, a tehnologiilor de realizare a unor senzori performanţi pentru măsurarea unui număr extrem de mare de parametri au creat cadrul unei noi paradigme în cercetarea ştiinţifică. Algoritmul de discriminare/ clasificare realizat, bazat pe utilizarea unui set de metode de preprocesare a semnalelor (vectorizare) şi a unui algoritm de tip Analiza Componentelor Principale aplicat matricii de covarianţă a bazei de date analizate, permite prelucrarea unitară a întregii informaţii obţinută în monitorizarea unui sistem în general şi a unei zone seimogene în mod special. Prin această abordare se urmăreşte cumularea de informaţii suplimentare necesare particularizării unui model de evaluare a stării de stres dintr-o zonă seismic activă în vederea caracterizării obiective a riscului seismic.

Ipoteza de lucru dezvoltatăprin această aborare afirmă că, sub influenţa unui flux de date convenabil ales, sistemul dotat cu inteligenţă artificială, şi care manifestă el însuşi proprietăţi deauto-organizare, tinde să se apropie asimtotic către (să se sincronizeze cu) Realitatea monitorizată. În acest context, în locul unui model rigid şi unic pentru orice zonă geodinamic activă, derivat din teoria generală a mecanicii ruperilor, se obţine un „model evolutiv", auto-adaptabil la condiţiile concrete determinate de evoluţia specifică a zonei seismogene monitorizate, model ce poate oferi şanse sporite de evaluare a riscului seismic şi de identificare a precursorilor evenimentelor seismice.

Bibliografie

1. Pak,P., Tang, C., *Earthquakes as a self-organized critical phenomenon*, J. Geophys. Res., 1994.
2. Rundle, J., Turcotte, D. L., Rundle, P.B., Yakovle, G., Shcherbakov, R.,*Pattern dynamics, pattern hierarchies, and forecasting in complex multi-scale earth systems,*Hydrol.Earth Syst.Sci.Discuss., V3, pp 1045-1069, 2006.
3. Wolfram, S., "Statistical Mechanics of Cellular Automata", Caltech preprint CALT-68-915, 1982.
4. Olami, Z., Feder, H. J. S. and Christensen, K. *Self-organized criticality in a continuous, nonconservative cellular automaton modeling earthquakes*. Physical Review Letters 68: pp 1244–1247, 1992.
5. Munteanu,F., Zugrăvescu,D.,Rusu,M., Şuţeanu,C., *On the synergy of ruptures*, Revue Romanine de Geologie, Geophysuque et Geographie, serie de Geophysyque, Tome 38, 1994.
6. Sadovskii,M.A., Bolhovitinov, L.G., Pisarenko, V.F., *On the discrete character of rocks*, Fizika Zemli, Nr 12, pp 3-18, 1982.
7. Sadovskii,M.A., *On the distributions of solid fragments*, Geofizika nr 19, pp 69-72, 1983.
8. Munteanu, F., Suteanu, C., Ioana, C., Cretu E.,*The 'Smoothing Dimensions' - a new fractal analysis method*, M.M.Novak (ed.), Fractal Reviews in the Natural and Applied Sciences, London, Chapman & Hall, 1995, p 259.
9. Ioana, C., Munteanu, F., Suteanu, C., *Smoothing dimentions analyis - new effective tools in frcatal signal investigations*, Fractal Frontiers, World Scientific, Singapore , 1997.
10. Munteanu F., Ioana C., Suteanu C., Zugravescu D, *Discriminating transient dynamics and critical states in active geodynamic areas,* Studii şi cercetări de Geofizică, Tomul 33, 1995.