

Algoritmii evolutivi (genetici) – viitorul în modelarea sistemelor de distribuție a apei ?

Drd. M. Ing. Florin Rotaru
Universitatea Tehnică de Construcții București

ABSTRACT. In this material I try to launch a provocation, in looking to the present and in particular to the future of designing, managing and following of the usage of drinkable water supply system, using as main of optimization methods the genetic algorithm.

I will make a short example with a special softwares in this area, based on technologys like CAD / CAM / CAE, but also with the possibility to work on a GIS platform.

1 Considerații asupra materialului

Așa după cum reiese și din titlul articolului, în acest material am să încerc să lansez o provocare, în ceea ce privește prezentul și mai ales viitorul proiectării, gestionării și urmăririi în exploatare a unui sistem de alimentare cu apă potabilă, folosind ca modalitate principală de optimizare algoritmii evolutivi și mai precis algoritmi genetici.

În final, am să realizez o scurtă exemplificare cu unul din softurile specialitate în domeniu, care pe lângă tehnologia CAD / CAM / CAE dispune și de posibilitatea lucrului pe platformă GIS.

2 Specificul calculului evolutiv

Punctul de pornire în conceperea algoritmilor evolutivi îl reprezintă analogia care se poate face între rezolvarea unei probleme și procesul natural de evoluție a unei populații. De aceea, se poate spune fără teama de-a greși că,

calculul evolutiv oferă mecanisme de căutare în spațiul soluțiilor bazate pe principiile evoluției naturale.

Pentru unele probleme, rezolvarea constă în găsirea unei configurații care satisface anumite condiții (respectă restricțiile specifice problemei respective, optimizarea unui criteriu).

Principalele elemente care permit analogia între rezolvarea problemelor de căutare și evoluția naturală sunt :

- *cromozomul* > este o mulțime ordonată de elemente, numite gene ale căror valori determină caracteristicile unui individ,
- *fitness-ul* > fiecare individ al populației este adaptat mai mult sau mai puțin mediului respectiv. Fitness-ul (adecvarea) este o măsură de adaptare la mediu. Scopul evoluției este ca toți indivizii să ajungă la o adecvare la mediu,
- *generația* > este o etapă în evoluția unei populații. Dacă considerăm evoluția ca pe un proces iterativ, în care o populație se transformă în altă populație, atunci generația este o iterație în cadrul acestui proces,
- *încrucișarea* > permite combinarea informațiilor provenite de la doi sau mai mulți părinți în scopul generării unuia sau mai multor urmași,
- *mutația* > reprezintă alterarea valorii unor gene în scopul asigurării diversității populației,
- *populația* > este constituită din indivizi care trăiesc într-un mediu la care trebuie să se adapteze,
- *reproducerea* > este procesul prin care se trece de la o generație la alta. Indivizii noii generații moștenesc caracteristici de la părinții lor, dar pot dobândi și caracteristici noi ca urmare a unor procese de mutație, care au un caracter aleator. În cazul în care în procesul de reproducere intervin cel puțin doi părinți, caracteristicile moștenite ale urmașului (fiu) se obțin prin combinarea (încrucișarea) caracteristicilor părinților ,
- *selecția* > este procesul de selectare naturală și are ca efect supraviețuirea indivizilor cu un grad ridicat de adecvare (fitness mare).

Pentru găsirea soluției se utilizează o populație de agenți de rezolvare a problemei. Această populație este supusă unui proces de evoluție caracterizat prin : selecție, încrucișare (Fig. nr. 1) și mutație (Fig. nr. 2) .

În funcție de modul în care este construită populația și modul în care este implementată evoluția, sistemele de calcul evolutiv se încadrează într-una din următoarele categorii :

- algoritmi genetici,
- programare genetică,
- strategii evolutive,
- programare evolutivă.



Fig. nr. 1 – Încrucișarea

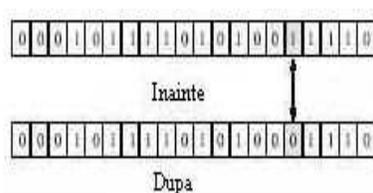


Fig. nr. 2 – Mutația

Majoritatea algoritmilor evolutivi au caracter iterativ, constând în aplicarea succesivă a operatorilor specifici până când populația satisface anumite proprietăți (specifice problemei de rezolvat) sau a fost parcurs un număr maxim de iterații (generații), ca în Schema nr. 1 :

Inițializarea populației : $P(0) = \{ x_1(0), x_2(0), \dots, x_n(0) \}$

Inițializarea contorului de inițializare : $t = 0$

Repetă

Evaluare $P(t)$

Selecție părinți $P(t) \rightarrow P_1(t)$

Recombinare părinți $P_1(t) \rightarrow P_2(t)$

Mutație $P_2(t) \rightarrow P_3(t)$

Evaluare $P_3(t)$

Selecție noua populație $\{ P_3(t), P(t) \} \rightarrow P(t)$

Până când (este satisfăcută o condiție de oprire)

Schema nr. 1 – Structura generală a unui algoritm evolutiv

Metodele evolutive se utilizează atunci când problema nu este bine formulată și / sau nu există altă strategie de dezvoltare. Principalele aplicații ale calculului evolutiv sunt :

- clasificarea datelor și învățare automată (dezvoltarea evolutivă a unor reguli de învățare pentru sistemele de clasificare sau a regulilor utilizate în sistemele expert),
- dezvoltarea de strategii,
- optimizare neliniară multidimensională (funcții obiectiv cu mai multe puncte de optim, pentru care nu trebuie impuse ipoteze de netezime),
- probleme de căutare în volume mari de informații,
- probleme de control a anumitor parametrii (determinarea regulilor ce permit controlul unui sistem neliniar),
- probleme de optimizare combinatorială (problema alocării resurselor),
- probleme de planificare a activităților,
- probleme de predicție.

În continuare, am să pun mai mult accentul pe algoritmi genetici .

3 Algoritmi genetici

Algoritmi genetici au fost introduși de Holland în anii '70, inițial ca modele ale evoluției și adaptării la mediu a sistemelor naturale. Ulterior, s-a dovedit că pot fi și modele eficiente de calcul, în special în rezolvarea problemelor de optimizare combinatorială.

În aceste cazuri, populația este reprezentată de stări din spațiul problemei care reprezintă soluții potențiale. De regulă, elementele populației sunt codificate în formă binară. Operatorul principal este cel de încrucișare, mutația având un rol secundar.

Inițial aceste direcții au evoluat separat fără a se influența reciproc. În ultimi ani însă, s-a realizat un transfer de idei între diversele variante de sisteme evolutive astfel încât distincția dintre ele nu mai este la fel de netă.

În fiecare din variantele posibile evoluția este controlată prin intermediul unei funcții de performanță (fitness) care măsoară gradul de adecvare a fiecărui individ la mediul din care face parte. Un individ este cu atât mai adecvat cu cât se apropie mai mult de soluția problemei. Cu cât gradul de adecvare a unui element este mai mare cu atât șansele ca el să fie selectat pentru a participa la constituirea unei noi generații, deci de a supraviețui direct sau prin urmași, este mai mare.

La proiectarea unui algoritm genetic este obligatoriu să se stabilească :

- criteriul de oprire (atunci când nu se cunoaște un criteriu specific problemei, se optează pentru numărul maxim de iterații),
- dimensiunea și modul de inițializare a populației (se pot utiliza populații de dimensiune fixă sau variabilă),

- funcția de adecvare (se construiește funcția care exprimă gradul de adecvare la mediu pornind de la funcția obiectiv și restricțiile problemei),
- mecanismul de încrucișare al părinților pentru a genera urmași,
- mecanismul de mutație care asigură perturbarea elementelor,
- mecanismul de selecție al părinților și al supraviețuitorilor,
- modul de codificare (se specifică modul în care fiecărei configurații din spațiul de căutare i se asociază un cromozom).

4 Metoda de calibrare *Darvin*

Modelarea pe calculator reprezintă o unealtă eficace în scopul realizării unui management integrat al sistemelor de distribuție a apei. Există numeroase variante în utilizarea unui model de calcul pentru simularea condițiilor de curgere din interiorul sistemului.

Un model este constituit din elementele care descriu sistemul de alimentare cu apă și anume :

- sursele de apă,
- rețeaua de conducte,
- nodurile de consum,
- vanele,
- pompele,
- rezervoarele (castele de apă).

Să ne imaginăm că dorim să proiectăm o extindere a unui sistem de distribuție a apei într-o localitate urbană. În acest caz, există o mare răspundere pentru gestionarea fondurilor municipale destinate îmbunătățirii infrastructurii și de aceea ele trebuie să fie utilizate astfel încât să se realizeze o eficiență maximă în raport cu investiția prognozată.

Există câteva probleme importante, ce vizează un sistem de distribuție a apei, ce pot fi rezolvate utilizând în mod semnificativ optimizarea soluțiilor cu ajutorul algoritmilor genetici și anume :

- amplasarea și dimensionarea sistemului de înmagazinare, astfel încât să fie respectată rezerva intangibilă de apă în caz de incendiu,
- optimizarea amplasării vanelor de control într-o rețeaua de alimentare cu apă potabilă în scopul reducerii scurgerilor accidentale,
- programarea funcționării pompelor pentru sistemele mari și complexe de distribuție a apei,
- stabilirea caracteristicilor de funcționare pentru pompe, rezervoare de înmagazinare, castele și supape de presiune,
- proiectarea noilor rețelelor de conducte, calibrând modelele existente,

- evaluarea planurilor și alternativelor de proiectare,
- evaluarea performanțelor sistemului,
- amplasarea optimă a stațiilor de pompare,
- combinarea sursele de apă pentru atingerea standardelor de calitate a apei cu costuri minime.
- garantarea cantității și calității resurselor de apă potabilă dintr-o comunitate,
- verificarea celor mai bune strategii de management ale infrastructurii sistemului,
- evaluarea vulnerabilității sistemului,
- evaluarea riscurilor care pot apărea și influența sistemul de alimentare cu apă.

Pentru rezolvarea acestor probleme și nu numai, este necesară o calibrare ce implică un proces de ajustare a caracteristicilor și parametrilor modelului astfel încât debitele și presiunile estimate să se potrivească cu informațiile existente observate în teren, la niște nivele acceptabile.

Calibrarea modelelor pentru sistemele de distribuție a apei este o chestiune extrem de complexă și complicată. Există mulți parametri care trebuie modificați și adaptați în scopul reducerii deosebirilor dintre estimările modelului și observațiile din teren cu privire la diverși parametri precum :

- cotele piezometrice,
- consumurile din noduri,
- coeficienții de rugozitate ai conductelor.

Pentru a minimiza erorile, modelarea parametrilor și eliminarea erorii de compensare a calibrării acestora (Walski 2001), proiectantul ar trebui să ia în considerare toți parametrii modelului, ca de exemplu :

- consumurile în noduri,
- stările de funcționare ale conductelor, respectiv vanelor,
- coeficienții de rugozitate ai conductelor.

În consecință, este de o maximă importanță crearea unei metodologii cuprinzătoare și a unei unelte eficiente de care să se poată ajuta proiectantul în obținerea unor modele extrem de corecte în funcție de condițiile practice, incluzând diverși parametri de model (consumurile în noduri, consumurile multiple, rugozitatea conductelor, starea de funcționare a conductelor și de asemenea condițiile la limită).

În continuare, am să prezint câteva elemente care intră în componența metodologiei de calibrare Darwin.

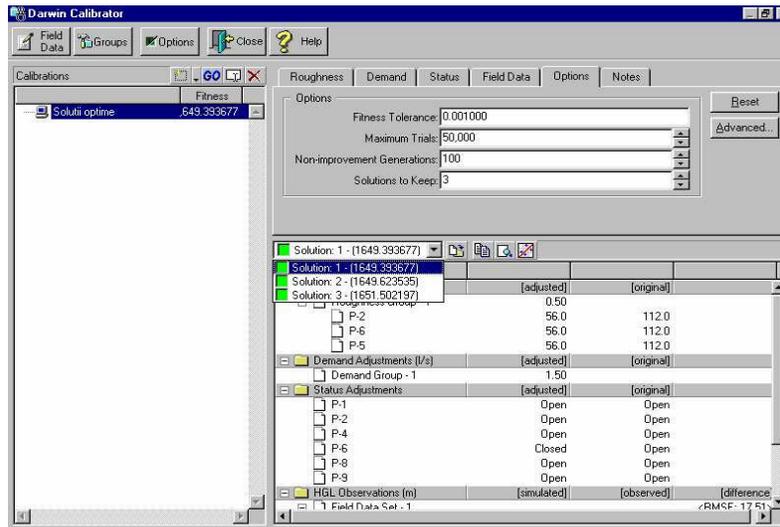


Fig. nr. 3 – Ecranul principal al metodei de calibrare Darwin

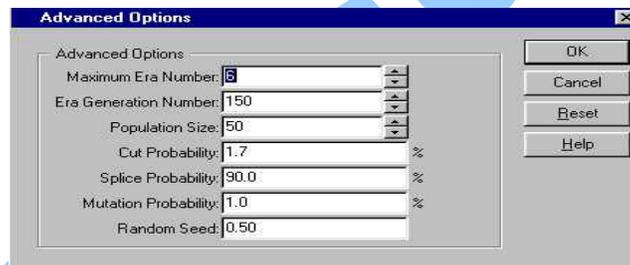


Fig. nr. 4 – Opțiuni avansate ale metodei Darwin

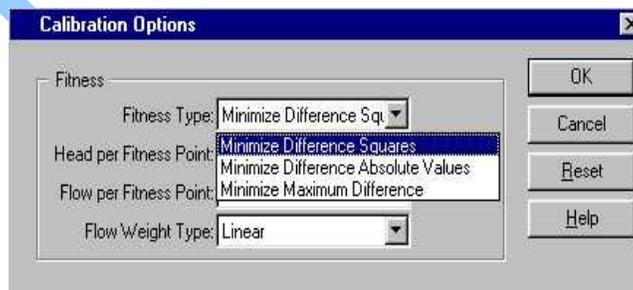


Fig. nr. 5 – Opțiuni de calibrare a metodei Darwin (a)

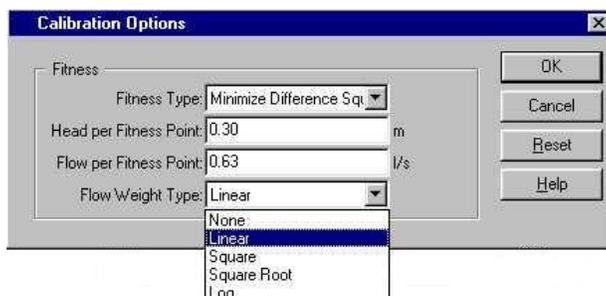


Fig. nr. 6 – Opțiuni de calibrare a metodei Darwin (b)

5 Concluzii

Capacitatea algoritmilor evolutivi (genetici) de a oferi rezolvări simple unor probleme de complexitate ridicată a condus la folosirea pe scară largă a acestora în problemele de optimizare.

Generalizarea tipului de rezolvare la diverse probleme, flexibilitatea procesării datelor de intrare și mularea algoritmului pe specificul problemelor, sunt argumente pentru folosirea algoritmilor genetici în cazuri dificil de modelat prin metode tradiționale.

Totuși, aplicarea acestora este limitată din cauza caracterului probabilistic și aleator al găsirii soluției, care conduce la viteze de convergență a soluțiilor improprii pentru rețele de dimensiuni mari.

Bibliografie

- [BSW01] **A. V. Babayan, D. A. Savic and G. A. Walters** - *Multiobjective optimization of water distribution system design under uncertain demand and pipe roughness*, Department of Engineering, School of Engineering, Computer Science and Mathematics, University of Exeter, U. K., 2001.
- [KSLM00] **S. T. Khu, D. A. Savic, Y. Liu and H. Madsen** - *A fast evolutionary based meta modelling approach for the calibration of a Rainfall Runoff model*, Centre for Water Systems, School of Engineering, Computer Science and Mathematics, University of Exeter, U. K. DHI Water and Environment, 2000.

- [LA04] **S. Y. Liong and M. Atiquzzaman** - *Optimal design of water distribution network using shuffled complex evolution*, Vol. 44, Issue 1, Journal of The Institution of Engineers, Singapore, 2004
- [Stra03] **A. Strafaci** - *Genetic algorithms in water resources engineering* Current Methods (Haestad), Volume 1, Number 1, 2003.
- [Wal03] **T. M. Walski** - *Darwin Calibrator Methodology*, 2003.
- [WCS01] **T. M. Walski, D. V. Chase and D. A. Savic** - *Water Distribution Modeling*, First Edition, Haestad Methods, June, 2001.
- [WCS03] **T. M. Walski, D. V. Chase and D. A. Savic** - *Using models for water distribution system design* (Chapter 8), 2003.
- [WCS03] **T. M. Walski, D. V. Chase and D. A. Savic** - *Advanced Distribution Modeling and Management*, First Edition, 2003.
- [****03] ***** - *Algoritmi genetici : proprietăți și aplicații*, Noiembrie 2003.
- [****03] ***** - *Algoritmi genetici : structură generală și operatori genetici*, Noiembrie 2003.
- [****03] ***** - *Strategii evolutive : operatori specifici și variante*, Noiembrie 2003.

Tibiscus