

UNIVERSITATEA BABEȘ BOLYAI CLUJ-NAPOCA
FACULTATEA DE MATEMATICĂ ȘI INFORMATICĂ

– REZUMATUL TEZEI DE DOCTORAT –

Detectarea Echilibrelor în Teoria Jocurilor – Abordare Evolutivă

Autor:

TUDOR-DAN MIHOC

Conducător:

Prof. D. DUMITRESCU

Cuvinte cheie: teoria jocurilor, echilibrul Nash, echilibrul Nash-Pareto, metode evolutive

Cuprinsul tezei:

1 Introducere

- 1.1 Scurt istoric
- 1.2 Formularea problemei
- 1.3 Contribuții originale
- 1.4 Organizare

1. Noțiuni și rezultate preliminare

- 2.1 Jocuri strategice necooperative
- 2.2 Exemple
 - 2.2.1 Dilema prizonierilor
 - 2.2.2 Jocuri de tip Cournot
 - 2.2.3 Jocuri de tip Bertrand
- 2.3 Soluții în teoria jocurilor
- 2.4 Relații generative
 - 2.4.1 Dominarea Pareto
 - 2.4.2 Metodologie

2. Equilibre în teoria jocurilor

- 3.1 Echilibrul Nash
 - 3.1.1 Relații generative pentru echilibrul Nash
- 3.2 Echilibrul ε -Nash
 - 3.2.1 Echilibrul ε -Nash ne-uniform
 - 3.2.2 Relații generative pt. echilibrul ε -Nash
- 3.3 Echilibrul S.D.
 - 3.3.1 Relații generative pentru echilibrul S.D.

3.4 Echilibrul Nash-Pareto

3.4.1 Meta-strategii

3.4.2 Relații generative în jocuri generalizate

3.4.3 Relația N-P

3. Metode evolutive pentru detectarea echilibrelor

4.1 Tehnica de bază

4.1.1 Detectarea echilibrelor pentru jocuri de tip Cournot și Bertrand

4.1.2 Aproximarea echilibrului Nash pentru un model al unei piețe de electricitate

4.2 Găsirea echilibrului Nash-Pareto în jocuri generalizate

4.2.1 Relația Nash-Pareto strictă

4.2.2 Relația generativă Nash bazată pe diferențe

4. Metode evolutive pentru jocuri mari

5.1 Coeficientul de dominare relativă

5.2 Relația probabilistică Nash

5.2.1 Differential evolution

5.2.2 Crowding based Differential Evolution pentru detectarea echilibrului Nash

5.2.3 Stepping-Stone Reinforcing Search

5.2.4 Stabilirea condițiilor de lucru

5.2.5 Rezultate numerice

5.2.6 Discuție

5.3 Algoritmi Memetici

5.3.1 Căutare globală

5.3.2 Căutare locală

5.3.3 Experimente

5.4 Nash Extremal Optimization

5.4.1 Experimente

5. Concluzii

Bibliografie

Publicații:**Indexate ISI Thomson**

D. Dumitrescu, R. I. Lung and **T. D. Mihoc**: *Meta-Rationality in Normal Form Games*, International Journal of Computers, Communications & Control V(5), volume V, 693–700, December 2010.

D. Dumitrescu, R. I. Lung and **T. D. Mihoc**: *Evolutionary equilibria detection in non-cooperative games*, Applications of Evolutionary Computing, M. Giacobini, et. all, editors, *Lecture Notes in Computer Science*, volume 5484, 253–262. Springer Berlin/Heidelberg, (EVOSTAR 2009), 2009.

R. I. Lung, **T.D. Mihoc** and D. Dumitrescu: *Nash equilibria detection for multi-player games*, IEEE Congress on Evolutionary Computation, IEEE, 1–5, 2010.

D. Dumitrescu, R. I. Lung, **T. D. Mihoc** and R. Nagy: *Fuzzy Nash-Pareto Equilibrium: Concepts and Evolutionary Detection*, Applications of Evolutionary Computation, volume 6024, C. Di Chio et all., editors, Springer Berlin/Heidelberg, 71–79, 2010.

D. Dumitrescu, R. I. Lung and **T. D. Mihoc**: *Evolutionary Approaches to Joint Nash – Pareto Equilibria*, Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010), volume 284, J. González et. all, editors, Springer Berlin/Heidelberg, 233–243, 2010.

Indexate BDI:

D. Dumitrescu, R. I. Lung and **T. D. Mihoc**: *Generative relations for evolutionary equilibria detection*, Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation, GECCO'09, 1507–1512, ACM, New York, NY, USA, 2009.

D. Dumitrescu, R. I. Lung and **T. D. Mihoc**: *Approximating and combining equilibria in non-cooperative games*, Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing (SYNASC), 2009 11th International Symposium on, 356 – 360. IEEE, 2009.

D. Dumitrescu, R. I. Lung and **T. D. Mihoc**: *Equilibria detection in electricity market games*, Knowledge Engineering: Principles and Techniques Conference (KEPT) 2009, M. Frentiu and H. F. Pop, editors, 111–114, 2009.

D. Dumitrescu, R. I. Lung, N. Gaskó and **T. D. Mihoc**: *Evolutionary Detection of Aumann equilibrium*, Genetic And Evolutionary Computation Conference (GECCO 2010), ACM, New York, USA, 827–828, 2010.

T. D. Mihoc, R. I. Lung and D. Dumitrescu: *Notes on a Fitness Solution for Nash Equilibria in Large Games*, Proceedings of CINTI 2010, IEEE press, 53–56, 2010.

M. Sărăsan, **T. D. Mihoc**, R. I. Lung and D. Dumitrescu: *Global Search and Local Ascent for Large Cournot Games*, Studia Univ. Babeş-Bolyai, Informatica, LV(4), volume LV, 85–92, December 2010.

T. D. Mihoc, R. I. Lung, N. Gaskó and D. Dumitrescu: *Nondomination in large games: Berge-Zhukovskii equilibrium*, Studia Univ. Babeş-Bolyai, Informatica, (LVI)2, 101–106, June 2011.

Cuprins

1	Introducere	11
2	Noțiuni și rezultate preliminare	13
3	Echilibre în teoria jocurilor	15
4	Metode evolutive pentru detectarea echilibrelor	19
5	Metode evolutive pentru Jocuri Mari (Large Games)	23
6	Concluzii și probleme deschise	27
	Bibliografie	29

Introducere

Acest capitol conține o scurtă introducere și formularea problemei ce urmează a fi studiată. Principalele contribuții sunt de asemenea prezentate. Organizarea tezei pe capitole este la finalul acestei părți.

Teoria jocurilor (GT) este intens utilizată în economie, științe sociale, biologie, inginerie, informatică, precum și în filosofie. Este încercarea de a modela comportamentul agenților în situații strategice, în care succesul unui individ depinde de opțiunile altora.

Echilibrele sunt soluțiile cele mai comune propuse în GT. În scopul de a oferi o soluții cât mai apropiate de realitate au fost dezvoltate mai multe concepte de echilibre. Probabil că printre acestea cel mai renumit este echilibrul Nash.

Conceptele de echilibru sunt motivate în mod diferit, în funcție de domeniul de aplicare, deși de multe ori acestea se suprapun sau coincid. Detectarea echilibrelor este o problemă fundamentală de calcul în teoria jocurilor non-cooperative, având conexiuni cu optimizarea multicriterială.

Formularea Problemei Obiectivul principal este de a detecta toate echilibrele de un anumit tip ale unui joc, și de a dezvolta alte tipuri de echilibre care modelează comportamentul unor jucători reali.

Calculul echilibrului Nash este una din problemele centrale, deschise în Teoria Jocurilor din cauza complexității sale. Algoritmii clasici determinați folosiți în detectarea unor aproximări ale acestui echilibru pentru n -jucatori s-au dovedit a fi exponențiali.

Vom lucra cu jocuri în formă normală, cu strategii pure, în scopul de a simplifica opțiunile jucătorilor. În cazul în care funcțiile de câștig sunt semi-continue și cvasi-concave atunci există cel puțin un echilibru ε -Nash în strategii pure pentru orice ε pozitiv. Modelele matematice implicate în simulările numerice îndeplinesc aceste condiții.

Conceptul de joc strategic a fost de asemenea generalizat pentru a putea considera jucători cu raționalități diferite.

Contribuții Principalele contribuții ale acestei teze sunt:

- Un nou concept de joc ne-cooperativ generalizat, în care jucătorii au voie să aibă tipuri diferite de raționalitate. Nash presupune că toți jucătorii sunt egoiști și își urmăresc propriile scopuri. Însă în realitate oamenii au un comportament mai altruist. Profilul de strategie este modificat pentru a putea include tendințele jucătorilor.

Sunt introduse echilibre noi pentru jocuri generalizate prin combinarea conceptelor existente, oferind astfel noi soluții. Sunt aplicate metode evolutive pentru a detecta noile tipuri de echilibre. O măsură a calității bazată pe non-dominare este construită prin combinarea diferitelor relații de dominare (cum ar fi Pareto sau Nash).

- Câteva relații noi de dominare pentru echilibrele Nash și ε -Nash. Noile relații sunt folosite pentru ghida operatorii de căutare către bune aproximări ale echilibrelor Nash, și ε -Nash, respectiv.

Este introdus conceptul de echilibru ε -Nash non-uniform, care generalizează echilibrul ε -Nash. Sunt stabilite relații generative pentru noul echilibru și soluția este calculată folosind tehnici evolutive bazate pe ne-dominare.

Pentru a încerca detectarea unor aproximări ale echilibrelor în jocuri mari, cu număr mare de jucători, se investighează relațiile generative pentru echilibrul Nash prin comparație cu dominarea Pareto. De asemenea, sunt dezvoltate metode evolutive adecvate jocurilor cu foarte mulți jucători.

Noțiuni și rezultate preliminare

Capitolul 2 prezintă mai multe noțiuni de bază din teoria jocurilor, cum ar fi jocuri ne-cooperative în formă normală, strategii pure și profile de strategie. După aceste definiții sunt descrise câteva exemple de jocuri celebre (jocuri de tip Cournot, Bertrand, jocuri cuantice și dilema prizonierilor). Sunt discutate apoi conceptele de soluții în teoria jocurilor și este descris un cadru formal pentru studiul relațiilor generative.

Un joc constă dintr-un set de jucători (agenți), pentru fiecare jucător un set de strategii disponibile pentru el, precum și o funcție de câștig.

Ținând cont de relațiile dintre jucători teoria jocurilor poate fi împărțită în două părți majore: jocuri cooperative și ne-cooperative. Vom lua în considerare aici **jocuri necooperative** cu soluții în **strategii pure**.

Jucătorii vor fi, de asemenea, complet raționali și vor dispune de informații complete cu privire la joc. Acest lucru înseamnă că fiecare jucător ia cele mai bune decizii raționale în vederea realizării scopului său (un profit maxim, de exemplu) și că fiecare jucător știe ce strategii joacă ceilalți jucători precum și rezultatele finale.

Spațiul de căutare al unui jucător este mulțimea tuturor strategiilor puse la dispoziția sa. Mulțimea strategiilor disponibile unui jucător poate fi discretă (de exemplu în jocul dilema prizonierilor) sau continuu (ca în oligopolurile de tip Cournot).

Un profil de strategie (sau simplu "o strategie") este un plan complet de acțiune pentru fiecare etapă a jocului, indiferent dacă această etapă apare sau nu în joc.

Jocurile în formă normală vor fi reprezentate sub formă de matrice pentru mulțimi de strategii discrete.

Definiție 1 *Un joc strategic finit este definit [27] ca un sistem*

$$\Gamma = (N, S, U)$$

unde:

- $N = \{1, \dots, n\}$ este mulțimea celor n jucători;
- pentru fiecare jucător $i \in N$, $S_i = \{s_{i_1}, s_{i_2}, \dots, s_{i_m}\}$ reprezintă mulțimea posibilelor acțiuni (strategii pure) disponibile jucătorului i ;
- $S = S_1 \times S_2 \times \dots \times S_n$ este mulțimea tuturor situațiilor posibile în joc;
- un profil de strategie este un element din S ;
- pentru fiecare jucător $i \in N$, $u_i : S \rightarrow R$ avem funcția de câștig

$$U = (u_1, u_2, \dots, u_n).$$

Fie profilul de strategie s^* .

Vom nota prin (s_{ij}, s_{-i}^*) profilul de strategie obținut din s^* înlocuind strategia jucătorului i cu s_{ij} i.e.

$$(s_{ij}, s_{-i}^*) = (s_i^*, s_2^*, \dots, s_{i-1}^*, s_{ij}, s_{i+1}^*, \dots, s_n^*).$$

unde s_{-i}^* este profilul de strategie din care a fost eliminată strategia jucătorului i .

Detectarea tuturor echilibrelor pentru un anumit joc Γ poate fi făcută utilizând tehnici evolutive în mod similar cu detectarea frontului Pareto la o problemă de optimizare cu mai multe obiective. Există multe similitudini între problemele de optimizare cu mai multe obiective și rezolvarea jocurilor. Recent, o tehnică evolutivă a fost dezvoltată pentru detectarea echilibrelor Nash.

Din punct al optimizării multi-obiective, o particularitate a jocurilor este faptul că numărul de jucători este egal cu numărul de variabile și cu numărul de obiective.

Echilibre în teoria jocurilor

În capitolul 3 sunt descrise soluțiile în teoria jocurilor (echilibrele) și mai multe relații generatoare corespunzătoare lor. Conceptul de joc non-cooperativ este generalizat luând în considerare raționalitatea jucătorilor. O nouă relație generativă pentru ε -Nash și ε -Nash non-uniform este introdusă. De asemenea, prin combinarea dintre raționalitatea Nash și raționalitatea Pareto (comportament egoist și unul altruist), un nou echilibru este definit – echilibrul Nash-Pareto.

Definiție 2 *Profilul de strategie s^* este un echilibru Nash dacă și numai dacă inegalitatea $u_i(s^*) \geq u_i(s_i, s_{-i}^*)$ este adevărată pentru orice strategie s_i a jucătorului i , $s_i \in S_i$.*

Notăm cu $k(s', s'')$ numărul de strategii individuale care prin înlocuire din s' în s'' duc la un câștig mai mare pentru jucătorul corespondent.

$$k(s'', s') = \text{card}\{i \in \{1, \dots, n\} | u_i(s'_i, s''_{-i}) > u_i(s''_i, s'_i)\}.$$

Cu alte cuvinte $k(s'', s')$ este numărul de jucători care beneficiază prin schimbarea strategiilor de la s'' la s' .

Fie

$$m(s'', s') = n - k(s'', s')$$

o măsură a calității relative a lui s'' față de s' .

Fie relația R_N pe $S \times S$:

$$(s', s'') \in R_N$$

dacă și numai dacă s' e mai bun decât s'' relativ la m , i.e.

$$m(s', s'') > m(s'', s').$$

Astfel $(s', s'') \in R_N$ dacă și numai dacă $k(s', s'') < k(s'', s')$.

Propoziție 1 R_N este relația generativă pentru echilibrul Nash, i.e. mulțimea strategiilor nedominate în raport cu relația R_N este echilibrul Nash al jocului.

Un concept de soluție care reflectă ideea că jucătorii nu ar fi înclinați să schimbe strategia lor în cazul în care plusul de câștig este mai mic decât o anumită valoare duce la ideea echilibrului ε -Nash.

Definiție 3 Profilul de strategie s^* este un echilibru ε -Nash dacă inegalitatea

$$u_i(s^*) \geq u_i(s_i, s_{-i}^*) + \varepsilon$$

are loc pentru orice s_i a jucătorului i , $s_i \in S_i$.

Într-un joc cu n jucători este natural să se presupună că jucătorii au tendințe diferite față de riscurile acceptate și față de posibilele câștiguri. Există mai multe moduri pentru a exprima aceste particularități ale jucătorilor. Putem cuantifica interesele diferite ale fiecărui jucător i print diferite valori pentru ε_i . Aceasta reprezintă o generalizare a echilibrului clasic ε -Nash. L-am numit echilibrul ε -Nash non-uniform.

Să considerăm vectorul

$$\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n),$$

unde $\varepsilon_i > 0$ reprezintă o perturbare asociată jucătorului i .

Definiție 4 Strategia $s^* \in S$ este un echilibru ε -Nash non-uniform dacă inegalitatea

$$u_i(s^*) \geq u_i(s_i, s_{-i}^*) + \varepsilon_i$$

are loc pentru orice s_i a jucătorului i , $s_i \in S_i$, $i = \{1, 2, \dots, n\}$.

Jocuri Generalizate

O întrebare firească este ce se întâmplă în cazul în care jucătorii concurează unul împotriva celuilalt bazându-se pe diferite tipuri de raționalitate. O soluție a fost generalizarea unui joc astfel încât jucătorii nu sunt uniformi

în ceea ce privește tipul lor de raționalitate. Tipul de raționalitate poate fi considerat ca reflectând interesele fiecărui jucător. De exemplu, jucătorii pot fi mai mult sau mai puțin cooperanți, mai mult sau mai puțin competitivi.

Vom presupune că tipul de raționalitate este descris printr-o meta-strategie adecvată. Într-un joc jucătorii pot avea astfel diferite meta-strategii. Noua paradigmă oferă o viziune mai realistă și deschide totodata posibilitatea de a dezvolta în continuare teoria jocurilor precum și abordarea unor aplicații mai semnificative. De exemplu, sistemele multi-agent ar putea beneficia de noua abordare.

O meta-strategie e un sistem

$$(s_1|r_1, s_2|r_2, \dots, s_n|r_n),$$

unde (s_1, \dots, s_n) este profilul de strategie clasic și r_1, \dots, r_n sunt tipurile de raționalitate a jucătorilor.

Relația generativă pentru echilibrul Nash-Pareto

Să considerăm două meta-strategii

$$x = (x_1|r_1, x_2|r_2, \dots, x_n|r_n), \text{ și } y = (y_1|r_1, y_2|r_2, \dots, y_n|r_n).$$

Notăm prin I_N mulțimea jucătorilor cu o raționalitate Nash (jucători-N) și prin I_P mulțimea jucătorilor cu o raționalitate Pareto (jucători-P). Vom avea

$$I_N = \{i \in \{1, \dots, n\} | r_i = \text{Nash}\},$$

și

$$I_P = \{j \in \{1, \dots, n\} | r_j = \text{Pareto}\}.$$

Introducem operatorul E , ce măsoară eficiența relativă a meta-strategiilor: $E : M \times M \rightarrow \mathbf{N}$, definit ca

$$E(x, y) = \text{card}(\{i \in I_N | u_i(x_i, y_{-i}) \geq u_i(y), x_i \neq y_i\} \cup \{j \in I_P | u_j(x) < u_j(y), x \neq y\}).$$

Definiție 5 Fie $M_1, M_2 \in M$. Meta-strategia M_1 e mai eficientă ca meta-strategia M_2 , și scriem $M_1 < E M_2$, dacă și numai dacă

$$E(M_1, M_2) < E(M_2, M_1).$$

Metode evolutive pentru detectarea echilibrelor

Capitolul 4 propune diferite tehnici evolutive pentru a detecta rapid o bună aproximare a echilibrelor unui joc. Mai multe relații generative sunt propuse, relații care intenționează să îmbunătățească cele deja dezvoltate. De exemplu printre ele fiind cea care utilizează diferențe între câștiguri, sau relația probabilistică Nash.

Fie R o relație generativă pentru un echilibru specific E . O succesiune de aproximări a mulțimii echilibrelor E poate fi construită folosind metode de selecție a indivizilor bazată pe relația generativă R și operatorii de variație.

O populație de strategii este evoluată. Un membru al populației este un vector n -dimensional ce reprezintă o strategie de $s \in S$. Populația inițială este generată aleator. Populația de strategii de la iterația t poate fi considerată ca aproximarea curentă a echilibrului. Aplicarea ulterioară a unor operatori (cum ar fi încrucișarea binară simulată (SBX) și mutația polinomială reală) va fi ghidată de un operator de selecție specific indus de relația generativă.

Selecția pentru supraviețuire se poate face folosind o procedură bazată pe același operator de selecție sau pe altul, de asemenea corelat cu relația generativă.

În acest fel, populații succesive devin noi aproximări ale echilibrului căutat, care sperăm că sunt mai bune decât cele anterioare.

Această abordare poate fi rezumată în metoda descrisă mai jos.

metoda REED

- 1: $t = 0$;
- 2: Se generează aleator populația de strategii $P(0)$;
- 3: REPETĂ

20 Capitolul 4. Metode evolutive pentru detectarea echilibrelor

- 4: Se aplică selecția turnir și recombinarea folosind operatorul (SBX)
 $P(t) \rightarrow Q$;
- 5: Aplicăm mutația pe $Q \rightarrow P$;
- 6: Calculăm rangul fiecărui individ din populație $P(t) \in P$ relativ la relația generativă. Ordonăm populația după acest rang ($P(t) \cup P$);
- 7: Selectăm în funcție de rang indivizii supraviețuitori $\rightarrow P(t+1)$;
- 8: PÂNĂ CÂND atingem numărul maxim de generații

Fie un joc de tipul Cournot, cu doi jucători.

Presupunem că sunt două companii, care fac același produs în cantitățile q_1 și respectiv q_2 . Costul de producție pentru fiecare este $C_i(q_i) = cq_i$ pentru toată cantitatea q_i .

Încasările sunt date de funcția:

$$P(Q) = \begin{cases} a - Q & , \text{dacă } Q \leq a \\ 0 & , \text{altfel} \end{cases}$$

Parametrii a și c sunt determinați de obicei experimental. Îi putem considera în continuare $a = 24$ și $c = 9$.

Profitul firmei i va fi:

$$\pi_i(q_i, q_j) = q_i P(Q) - C_i(q_i) = q_i [a - (q_i + q_j) - c].$$

Echilibrul Nash pentru acest joc este: $q^* = (q_1^*, q_2^*) = (\frac{1}{3}(a - c), \frac{1}{3}(a - c))$.

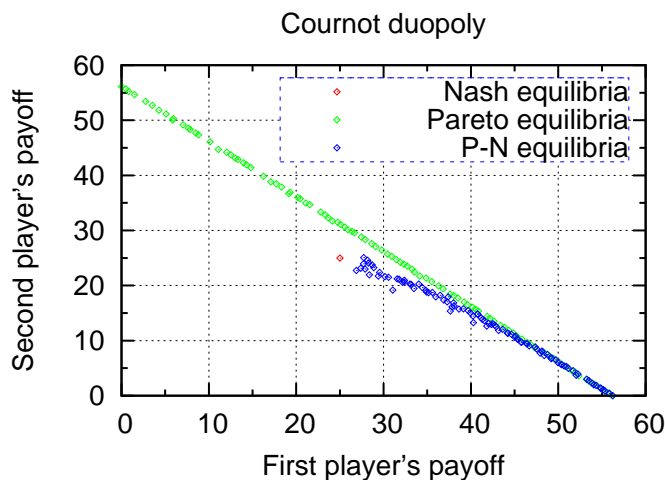


Figura 4.1: Reprezentare în spațiul câștigurilor a echilibrelor Nash, Pareto și PN detectate folosind metoda REED în 3 rulări diferite câte una pentru fiecare echilibru în parte.

Relația generativă pentru echilibrul Nash bazat pe diferențe O nouă relație generatoare pentru echilibrul Nash este prezentată [18]. Această relație se bazează pe diferența dintre câștigul după perturbare și înainte de perturbarea strategiei unui jucător.

Introducem măsura

$$m(y, x) = \sum_{i \in N} (u_i(x_i, y_{-i}) - u_i(y)).$$

Definiție 6 Profilul de strategie x domină y și scriem $x <_{DGN} y$ dacă inegalitatea

$$m(x, y) < m(y, x),$$

are loc întotdeauna.

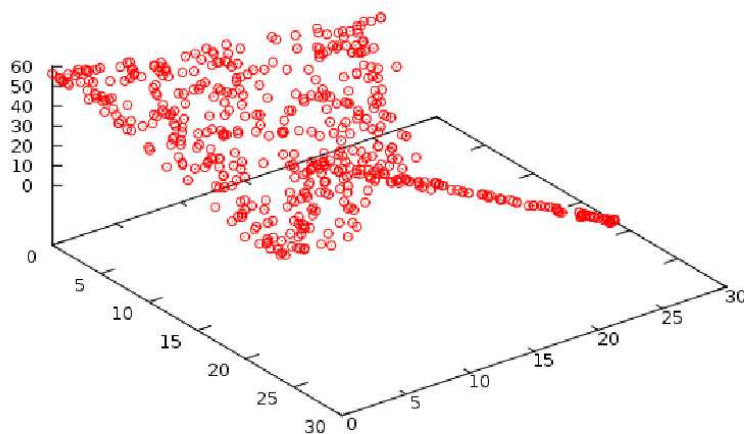


Figura 4.2: Câștigurile detectate în mai puțin de 30 de generații pentru relația Nash-Nash-Pareto pentru un joc de tip Cournot simetric folosind relația generativă Nash-Pareto

Am folosit pentru exemplificare un model Cournot simetric cu parametrii $a = 24$ și $c_1 = c_2 = c_3 = 9$. Mai multe experimente numerice au fost efectuate pentru acest joc, folosind tehnica REED și această relație generativă.

22 Capitolul 4. Metode evolutive pentru detectarea echilibrelor

Conform rezultatelor, în mai puțin de 30 generații, algoritmul converge la punctul de echilibru Nash (14.00, 14.00, 14.00), pentru fiecare relație. Observăm că relația de dominare Nash nou introdusă oferă rezultate mai precise decât relația bazată Nash anterioară.

Alte experimente cu diverse combinații de raționalitate sunt de asemenea prezentate în teză.

Metode evolutive pentru Jocuri Mari (Large Games)

În Capitolul 5 se investighează utilizarea unor tehnici evolutive pentru jocuri mari, jocuri care au un număr foarte mare de jucători. Pentru aceasta, mai multe metode evolutive sunt folosite, cum ar fi, de exemplu, *differential evolution* sau algoritmi memetici. În scopul de a găsi o aproximație cât mai bună a echilibrelor aplicăm metode de căutare locale și globale.

Creșterea numărului de jucători este una dintre provocările cu care se confruntă teoria computațională a jocurilor în mod oarecum similar cu problemele ce apar la creșterea numărului de obiective în optimizarea multi-obiectiv.

Coeficientul de dominare relativă Relațiile sunt analizate cu ajutorul unui coeficient de dominare relativă în scopul de a examina posibila utilizare a acestor relații pentru jocuri mari.

Să considerăm o mulțime P de m profile de strategie,

$$R \subset S_1 \times S_2 \times \dots \times S_n.$$

În scopul de a compara relațiile generative pentru Nash și Pareto în populația P vom considera un *coeficient de dominare relativă* [32]

$$K_{rd} = \frac{D}{T},$$

unde D reprezintă numărul de perechi din P , în care un individ domină pe celălalt, și T numărul total de perechi unice de indivizi din P .

Dacă avem în vedere un joc de tip Cournot, și o populație aleatorie P de strategii și vom compara K_{rd} pentru relațiile Pareto și Nash vom obține rezultatele prezentate în figura 5.1. Pentru Pareto rezultatele sunt similare cu cele din literatura de specialitate. Pe măsură ce crește numărul de jucători,

Capitolul 5. Metode evolutive pentru Jocuri Mari (Large Games)

șansele ca doi indivizi din P să se domine unul pe altul sunt extrem de scăzute.

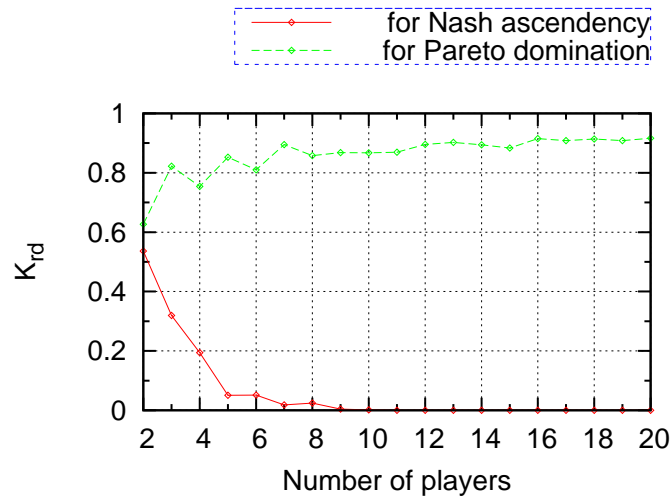


Figura 5.1: Coeficientul de dominare relativă calculat pentru dominarea Nash și respectiv Pareto, pentru un joc de tipul Cournot și o populație generată aleator de 50 strategii.

Pentru relația generativă Nash lucrurile sunt destul de diferite: pe măsură ce crește numărul de jucători la fel crește și K_{rd} (a se vedea figura 5.1), iar numărul de indivizi indiferenți unul față de celălalt relativ la relația generativă tinde la zero.

Relația Probabilistică Nash La evaluarea relației Nash pentru două profile de strategie, trebuie să fie calculate $2N$ funcții de câștig. Pentru un număr mare de jucători acest număr crește complexitatea de calcul a algoritmului prin creșterea numărului de evaluări a funcției de fitness. O modalitate de a reduce acest număr este de a lua în considerare doar o submulțime de jucători atunci când calculăm operatorul k . Această submulțime poate fi aleasă aleator de jucător și dimensiunea acestuia poate fi constantă sau poate varia.

Metode Memetice

Este propus un model evolutiv care încorporează o căutare la nivel global în spațiului soluțiilor jocului. Această căutare se realizează cu ajutorul unui algoritm genetic care a fost adaptat astfel încât detectează o aproximare a echilibrului Nash. Apoi este utilizat un algoritm de căutare locală cu scopul de a îmbunătăți calitatea (reducând astfel distanța la NE) soluției.

Optimizare extremă Nash Optimizarea extremă (OE) [51, 50] este o metodă euristică ce are ca scop găsirea de soluții de calitate superioară pentru

probleme de optimizare complicate. OE a fost adaptat pentru a detecta NE în jocuri noncooperative rezultând o nouă metodă numită Optimizare extremă Nash (NEO).

Concluzii și probleme deschise

Capitolul 6 rezumă conținutul tezei, se trag unele concluzii și se menționează posibilele dezvoltări și direcții ulterioare.

Echilibrele – soluțiile considerate în GT – pot fi caracterizate prin relații generative între profile de strategie. Sunt prezentate relații binare generative pentru echilibrele Nash și ε -Nash.

Este dezvoltată o tehnică evolutivă (REED), bazată pe non-dominare, similară cu NSGA, pentru detectarea unor aproximări ale echilibrelor unui joc necooperativ. Metoda este validată prin comparație cu rezultatele analitice pentru unele jocuri bine cunoscute. Modele Cournot și Bertrand sunt folosite pentru a exemplifica detectarea echilibrelor (ε -) Nash, (ε -) Pareto.

Utilizarea relațiilor generative permite hibridizarea echilibrelor. Fiecare echilibru se caracterizează printr-o relație generatoare adecvată. În acest mod noi tipuri de echilibre pot fi ușor definite.

Conceptul de joc este generalizat adăugând fiecărui jucător raționalitatea sa. De exemplu, combinând jucători egoiști (Nash) și jucători altruști (Pareto), este dezvoltat un nou concept de echilibru: Nash-Pareto.

Sunt deasemenea prezentate relații generative pentru echilibrul Nash bazate pe diferențele între câștigurile jucătorilor după și înainte de o perturbare.

Metoda propusă a permis vizualizarea formei echilibrului precum și un studiu calitativ al său.

În viitor se vor aborda mai multe tipuri de echilibre precum și detectarea de alte echilibre reunite.

Sunt prezentate unele proprietăți ale relației generatoare ale echilibrelor Nash în jocuri mari. Pe măsură ce crește numărul de jucători, numărul de profiluri de strategie indiferente între ele relativ la dominarea Nash crește dramatic, spre deosebire de cazul de dominare Pareto.

Este deasemenea pusă în evidență proprietatea de intranzitivitate a relației de dominare Nash. Toate aceste aspecte ridică provocări diferite de cele din

optimizarea multicriterială bazată pe dominarea Pareto.

În timp ce relația de dominare Pareto devine inutilă în optimizarea multi-obiectivă din cauza faptului că vom avea prea mulți indivizi indiferenți între ei, relația de dominare Nash poate deveni problematică din cauza lipsei de indivizi indiferenți. În ambele cazuri - pentru mai multe obiective/jucatori - relațiile nu indică soluții eficiente.

Studiul acestor proprietăți poate fi util pentru îmbunătățirea operatorilor de căutare concepuți pentru rezolvarea jocurilor mari.

O relație probabilistică este studiată pentru mai multe modele de jocuri de tip Cournot comparând rezultatele cu relația deterministă pentru a detecta echilibrele Nash în jocurile non cooperative. Relația probabilistică este introdusă în scopul de a reduce volumul de calcul.

Pentru aceasta vom utiliza două metode evolutive, una fiind 'Crowding based Differential Evolution' și cealaltă un algoritm 'Stepping Stone Reinforcing Search'. Ambele metode propuse, atunci când se utilizează relația probabilistică, sunt capabile să găsească o aproximare mai bună a echilibrului la un număr mare de jucători. Acest lucru indică potențialul abordării propuse în depășirea obstacolelor apărute în rezolvarea jocurilor cu număr foarte mare de jucători.

O metodă hibrid, numită 'Global Search and Local Ascent algorithm' este prezentată. GSLA combină un algoritm evolutiv cu o procedură de tip 'hill climbing' pentru a calcula echilibrul Nash într-un joc necooperativ. Căutarea este ghidată cu ajutorul unei rețele generative ce permite compararea profilelor de strategie între ele.

Bibliografie

- [1] S. Bade, G. Haeringer, and L. Renou: *More strategies, more Nash equilibria*, Technical Report 15, School of Economics, University of Adelaide, 2004.
- [2] T. Bäck: *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice: Evolution Strategies, Evolutionary Programming, Genetic Algorithms*, Oxford Univ. Press, 1996.
- [3] Mehmet Barlo, and Nuh Aygun Dalkiran: *Epsilon-Nash implementation*, Economics Letters, (102):36–32, 2009.
- [4] Antoine Augustine Cournot. *Recherches sur les principes mathématiques de la théorie des richesses*, Paris, Hachette, 1838.
- [5] A. F. Daughety: *Cournot oligopoly: characterization and applications*, edited by Andrew. F. Daughety, Cambridge University Press, 1989.
- [6] C. Daskalakis, P. W. Goldberg, and C. H. Papadimitriou: *The Complexity of Computing a Nash Equilibrium*, STOC '06: Proceedings of the thirty-eighth annual ACM symposium on Theory of computing, 71-78, 2006.
- [7] Boudewijn de Bruin: *Overmathematisation in game theory: pitting the nash equilibrium refinement programme against the epistemic programme*, Studies In History and Philosophy of Science Part A, 40(3):290–300, 2009.
- [8] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratab, and T. Meyarivan: *A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II*, IEEE TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 6(2), 2002.
- [9] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratab, and T. Meyarivan: *A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II*, Springer, 849-858, 2000.
- [10] K. Deb and H. Beyer: *Self-adaptive genetic algorithms with simulated binary crossover*, Complex Systems, 9:431–454, 1995.

-
- [11] D. Dumitrescu, Rodica Ioana Lung, and Tudor Dan Mihoc: *Approximating and combining equilibria in non-cooperative games*, Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing, International Symposium on, IEEE Computer Society, 356–360, 2009.
- [12] D. Dumitrescu, Rodica Ioana Lung, and Tudor Dan Mihoc: *Equilibria detection in electricity market games*, Knowledge Engineering: Principles and Techniques Conference (KEPT) 2009, M. Frentiu and H. F. Pop, editors, 111–114, 2009.
- [13] D. Dumitrescu, Rodica Ioana Lung, and Tudor Dan Mihoc: *Evolutionary equilibria detection in non-cooperative games*, Mario Giacobini, Anthony Brabazon, Stefano Cagnoni, Gianni Di Caro, Anikó Ekárt, Anna Esparcia-Alcázar, Muddassar Farooq, Andreas Fink, and Penousal Machado, editors, *Applications of Evolutionary Computing*, volume 5484 of *Lecture Notes in Computer Science*, 253–262. Springer Berlin / Heidelberg, 2009.
- [14] D. Dumitrescu, Rodica Ioana Lung, and Tudor Dan Mihoc: *Generative relations for evolutionary equilibria detection*, Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation, GECCO '09, 1507–1512, New York, ACM press, 2009.
- [15] D. Dumitrescu, Rodica Ioana Lung, Tudor Dan Mihoc, and R. Nagy: *Fuzzy Nash-Pareto Equilibrium: Concepts and Evolutionary Detection*, Applications of Evolutionary Computation, volume 6024, Springer Berlin / Heidelberg, 71-79, Eds: Cecilia Di Chio and Stefano Cagnoni and Carlos Cotta and Marc Ebner and Anikó Ekárt and Anna Esparcia-Alcazar and Chi-Keong Goh and Juan Merelo and Ferrante Neri and Mike Preuß and Julian Togelius and Georgios Yannakakis, 2010.
- [16] D. Dumitrescu, Rodica Ioana Lung, N. Gaskó, and Tudor Dan Mihoc: *Evolutionary Detection of Aumann equilibrium*, Genetic And Evolutionary Computation Conference (GECCO 2010), ACM, New York, NY, USA, 827-828, 2010.
- [17] D. Dumitrescu, Rodica Ioana Lung, Tudor Dan Mihoc: *Evolutionary Approaches to Joint Nash – Pareto Equilibria*, Nature Inspired Cooperative

- Strategies for Optimization (NICSO 2010), volume 284, Springer Berlin / Heidelberg, 233-243, Eds: González, Juan, Pelta, David, Cruz, Carlos, Terrazas, Germán, and Krasnogor, Natalio, 2010.
- [18] D. Dumitrescu, Rodica Ioana Lung, Tudor Dan Mihoc: *Meta-Rationality in Normal Form Games*, International Journal of Computers, Communications & Control V(5), volume V, 693-700, December 2010.
- [19] M. Farina, and P. Amato: *On the Optimal Solution Definition for many-criteria Optimization Problems*, in Keller, J., Nasraoui, O., eds.: Proc. of the NAFIPS-FLINT Int'l Conf. 2002, IEEE Press, Piscataway NJ, 233–238, 2002.
- [20] Isabel Grilo and Jean-François Mertens: *Cournot equilibrium without apology: Existence and the Cournot inverse demand function*, Games and Economic Behavior, 65(1):142–175, 2009.
- [21] D.E. Goldberg: *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Publisher: Addison-Wesley Professional, 1989.
- [22] Sergiu Hart: *Robert Aumann's Game and Economic Theory*, Scandinavian Journal of Economics, 108(2):185–211, 2006.
- [23] H. Ishibuchi, N. Tsukamoto, Y. Nojima: *Evolutionary many-objective optimization: A short review*, in Proc. IEEE Congr. Evol. Comput., Hong Kong, 2424-2431, 2008.
- [24] M. Köppen, R. Vicente-Garcia, B. Nickolay: *Fuzzy-Pareto- Dominance and Its Application in Evolutionary Multi-objective Optimization*, Evolutionary Multi-Criterion Optimization. Third International Conference, Guanajuato, México, March 2005, Springer. Lecture Notes in Computer Science Vol. 3410, 399–412, 2005.
- [25] S.C. Kontogiannis, P.N. Panagopoulou, and P. G. Spirakis: *Polynomial algorithms for approximating Nash equilibria of bimatrix games*, Theor. Comput. Sci. 410, 17 (Apr. 2009), 1599-1606.

-
- [26] Rodica Ioana Lung, A. S. Muresan, and D. A. Filip: *Solving multi-objective optimization problems by means of natural computing with application in finance*, Aplimat 2006, 445–452, Bratislav, 2006.
- [27] R. I. Lung, and D. Dumitrescu: *Computing Nash equilibria by means of evolutionary computation*, in Int. J. of Computers, Communications & Control, vol. III, no. suppl. issue, 364-368, 2008.
- [28] R. I. Lung, T. D. Mihoc, D. Dumitrescu: *Notes on Nash Equilibria Detection for Large Cournot Games*, 12th International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing Timisoara, Romania, 2010.
- [29] R. I. Lung, T. D. Mihoc, D. Dumitrescu: *Nash equilibria detection for multi-player games*, WCCI 2010 IEEE World Congress on Computational Intelligence, 3447-3451, 2010.
- [30] E. Maskin: *The theory of implementation in Nash equilibrium: A survey*, Social Goals and Social Organization, Hurwicz, L., Schmeidler, D., and Sonnenschein, H., editors, Cambridge University Press, 173-204, 1985.
- [31] R. D. McKelvey and A. McLennan: *Computation of equilibria in finite games*, Handbook of Computational Economics, Amman, H. M., Kendrick, D. A., and Rust, J. editors, Elsevier, 1996.
- [32] Tudor Dan Mihoc, Rodica Ioana Lung, and D. Dumitrescu: *Notes on a fitness solution for nash equilibria in large games*, Proceedings of CINTI 2010, Budapest, 53–56. IEEE press, 2010.
- [33] J. F. Nash: *Non-cooperative games* Annals of Mathematics, (54):286–295, 1951.
- [34] John von Neumann, and Oskar Morgenstern: *Theory of Games and Economic Behavior* Princeton University Press, 1994.
- [35] Hakan Orbay: *Computing cournot equilibrium through maximization over prices*, Economics Letters, 105(1):71–73, 2009.
- [36] Martin J. Osborne: *An Introduction to Game Theory*. Oxford University Press, NY Oxford, 2004.

- [37] Martin J. Osborne, and A. Rubinstein: *A Course in Game Theory*, MIT Press, Cambridge, MA, 1994.
- [38] C. Papadimitriou: *Algorithms, games, and the internet*, STOC '01: Proceedings of the thirty-third annual ACM symposium on Theory of computing, Heronissos, Greece, pages 749 – 753, 2001.
- [39] R. Radner: *Collusive behavior in noncooperative epsilon-equilibria of oligopolies with long but finite lives*, Journal of Economic Theory 22, 1980, 136–154.
- [40] J. Rosenmuller: *On a Generalization of the Lemke–Howson Algorithm to Noncooperative N-Person Games*, SIAM J. Appl. Math. 21, 73 (1971).
- [41] M. Sărăsan, T.D. Mihoc, R. I. Lung, and D. Dumitrescu: *Global Search and Local Ascent for Large Cournot Games*, STUDIA UNIV. BABES–BOLYAI, INFORMATICA LV(4), volume LV, 85-92, December 2010.
- [42] R. Storn, and K. Price: *Differential evolution - a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces*, Berkeley, CA, Tech. Rep. TR-95-012, 1995.
- [43] Richard Swedberg: *Sociology and game theory: Contemporary and historical perspectives*, Theory and Society, (30):301–335, 2001.
- [44] R. Thomsen: *Multimodal optimization using crowding-based differential evolution*, in Proceedings of the 2004 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Portland, Oregon: IEEE Press, 20-23 June 2004, 1382-1389.
- [45] Bert Willems, Ina Rumiantseva, and Hannes Weigt: *Cournot versus supply functions: What does the data tell us?*, Energy Economics, 31(1):38–47, 2009.
- [46] Robert Wilson: *Computing Equilibria of N-Person Games*, SIAM Journal on Applied Mathematics, Vol. 21, No. 1 (Jul., 1971), pp. 80-87.
- [47] Abderrahmane Ziad: *Pure-strategy ε -Nash equilibrium in n-person nonzero-sum discontinuous games*, Games and Economic Behavior, 20(2):238–249, 1997.

- [48] V. V. Vazirani, N. Noam, T. Roughgarden, É. Tardos: *Algorithmic Game Theory*, Cambridge University Press, Cambridge, 2007.
- [49] Yohei Sekiguchi¹, Kiri Sakahara¹ and Takashi Sato: Uniqueness of Nash equilibria in a quantum Cournot duopoly game, *J. Phys. A: Math. Theor.*, 43, 2010.
- [50] S. Boettcher, and A. G . Percus: Extremal Optimization: an Evolutionary Local-Search Algorithm, *J. CoRR*, vol. cs.NE/0209030, 2002.
- [51] Boettcher, S. and Percus, A. G: Optimization with Extremal Dynamics, *Physical Review Letters*, 2001, jun, 86, 5211–5214.