

UNIVERSITATEA BABES-BOLYAI
FACULTATEA DE MATEMATICĂ ȘI INFORMATICĂ
DEPARTAMENTUL DE INFORMATICĂ
CENTRUL PENTRU STUDIUL COMPLEXITĂȚII



MIHAI SUCIU

Optimizare evolutiva și interacțiuni strategice

Rezumatul tezei de doctorat

Conducător științific: Prof. D. DUMITRESCU

Comisia de evaluare a tezei:

Prof. Daniela Zaharie, West University, Timisoara
Conf. Rodica Ioana Lung, Babes Bolyai University, Cluj-Napoca
Conf. Marcel Cremene, Technical University, Cluj-Napoca

Cluj-Napoca, Septembrie 2013

Cuprins

1	Introducere	3
	Structura Tezei	4
	Contribuții	4
2	Noțiuni preliminare	9
2.1	Algoritmi Evolutivi	9
2.2	Problema de optimizare multiobiectiv	9
2.3	Noțiuni preliminare în Teoria Jocurilor	10
2.3.1	Echilibrul Nash	10
2.3.2	Echilibrul Berge-Zhukovskii	11
3	Oprimizare multi-obiectiv	13
3.1	Tehnici de scalarizare pentru algoritmi evolutivi	13
3.1.1	Tehnici de scalarizare	13
3.1.2	Rezultate numerice	13
3.2	Dominarea Lorenz	14
3.2.1	Dominare Lorenz și Pareto pentru soluții generate aleator	14
3.3	Resonance Search - un nou model evolutiv.	15
3.3.1	Modelul Resonance Search	15
4	Aplicații ale EMOA în compunerea serviciilor web	17
4.1	Compunerea serviciilor web pe baza parametrilor de calitate	17
4.2	Un algoritm evolutiv adaptiv	18
4.2.1	Abordarea propusă	18
4.3	Soluții echitabile	19
4.4	Algoritmi evolutivi pentru compunerea serviciilor web	19
5	Detectarea evolutivă a echilibrelor în interacțiuni strategice	21
5.1	Echilibrul Epsilon-Berge	21
5.1.1	Echilibrul Epsilon-Berge-Zhukovskii	21
5.1.2	Detectarea evolutivă a echilibrului Epsilon-BZ	21
5.2	Echilibrul Pareto-optimal Nash	22
5.3	Sub-Optimalitate	23
5.3.1	Infra Jocuri	24
6	Detectarea evolutivă a echilibrelor în jocuri dinamice	25
6.1	Dynamic Equilibrium Tracking - abordarea propusă	25
6.1.1	Modelul Cournot simetric	25
6.1.2	Jocul Cournot Simetric - Dinamică Predefinită	26
6.2	Detectarea echilibrului Berge-Zhukovskii generalizat în medii dinamice	26
6.2.1	Joc Dinamic	27

7	Jocuri spațiale repetate	29
7.1	Dinamica unui joc Cournot spațial repetat	29
7.2	Dinamica interacțiunilor inter-grup	30
7.2.1	Cooperarea inter-grup	30
7.3	Jocuri multidimensionale repetate, importanța identității	31
7.3.1	Dilema prizonierilor multidimensională	31
7.3.2	Modelul spațial multidimensional	31
8	Concluzii și dezvoltări viitoare	33
8.1	Rezultate obținute	33
8.2	Dezvoltări viitoare	34
	Bibliografie selectivă	39

Cuvinte cheie: algoritmi evolutivi, interacțiuni strategice, optimizare multi-obiectiv, optimizare multicriterială, teoria jocurilor, tehnici de scalarizare, jocuri dinamice, jocuri multidimensionale, dominare Lorenz.

Lista publicațiilor

- **Mihai Suci**, Rodica I. Lung, Noémi Gaskó, and D. Dumitrescu. *Differential evolution for discrete-time large dynamic games*. In 2013 IEEE Conference on Evolutionary Computation, volume 1, 2108-2113, 2013. DOI=10.1109/CEC.2013.6557818. <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=6557818>
- **Mihai Suci**, Denis Pallez, Marcel Cremene, and D. Dumitrescu. *Adaptive MOEA/D for QoS-based web service composition*. EvoCOP'13, Martin Middendorf and Christian Blum (Eds.). Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 73-84, 2013. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-37198-1_7
- **Mihai Suci**, Noémi Gaskó, Rodica I. Lung, and D. Dumitrescu. *Nash Equilibrium Detection for Discrete-time Generalized Cournot Dynamic Oligopolies*. Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2013), 343-354, 2013. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-01692-4_26
- **Mihai Suci**, Marcel Cremene, and D. Dumitrescu. *Exploring some scalarization techniques for EMOAs*. In Proceeding of the fifteenth annual conference companion on Genetic and evolutionary computation conference companion (GECCO '13 Companion), Christian Blum (Ed.). ACM, New York, NY, USA, 99-100, 2013. DOI=10.1145/2464576.2464625. <http://doi.acm.org/10.1145/2464576.2464625>
- Noémi Gaskó, **Mihai Suci**, Rodica I. Lung and D. Dumitrescu. *Dynamic Generalized Berge-Zhukovskii Equilibrium Detection*. A bridge between Probability, Set Oriented Optimization, and Evolutionary Computation (EVOLVE), Emmerich, M. et al. (Eds.), 53-58, 2013.
- **Mihai Suci**. *Evolutionary dynamics in a repeated Cournot oligopoly*. A bridge between Probability, Set Oriented Optimization, and Evolutionary Computation (EVOLVE), Emmerich, M. et al. (Eds.), 47-51, 2013.
- Noémi Gaskó, **Mihai Suci**, Rodica I. Lung, Tudor D. Mihai, and D. Dumitrescu. *Players with unexpected behavior: t-immune strategies. An evolutionary approach*. Studia Universitatis Babeș-Bolyai, Series Informatica, 2013, LVII, 115-122. <http://www.cs.ubbcluj.ro/~studia-i/2013-2/>
- Réka Nagy, **Mihai Suci**, and D. Dumitrescu. *Lorenz equilibrium: equitability in non-cooperative games*. In Proceedings of the fourteenth international conference on Genetic and evolutionary computation conference (GECCO '12), Terence Soule (Ed.). ACM, New York, NY, USA, 489-496, 2012. DOI=10.1145/2330163.2330233. <http://doi.acm.org/10.1145/2330163.2330233>
- **Mihai Suci**, Marcel Cremene, Florin Pop, and D. Dumitrescu. *Equitable solutions in QoS-aware service optimization*. GECCO Companion '12, Terence Soule (Ed.). ACM, New York, NY, USA, 1537-1538, 2012. DOI=10.1145/2330784.2331034. <http://doi.acm.org/10.1145/2330784.2331034>
- Réka Nagy, **Mihai Suci**, and D. Dumitrescu. *Exploring Lorenz Dominance*. SYNASC '12. IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, 254-259, 2012. DOI=10.1109/SYNASC.2012.48. <http://dx.doi.org/10.1109/SYNASC.2012.48>
- Noémi Gaskó, **Mihai Suci**, Rodica I. Lung, D. Dumitrescu. *Pareto-optimal Nash equilibrium detection using an evolutionary approach*. Acta Universitatis Sapientiae, Informatica, 4, 2, 237-246, 2012. <http://www.acta.sapientia.ro/acta-info/C4-2/info42-5.pdf>

- Florin-Claudiu Pop, Denis Pallez, Marcel Cremene, Andrea Tettamanzi, **Mihai Suci**, and Mircea Vaida. *QoS-based service optimization using differential evolution*. In Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and evolutionary computation (GECCO '11), Natalio Krasnogor (Ed.). ACM, New York, NY, USA, 1891-1898, 2011. DOI=10.1145/2001576.2001830. <http://doi.acm.org/10.1145/2001576.2001830>
- **Mihai Suci**, Noémi Gaskó, D. Dumitrescu. *Evolutionary dynamic for inter-group cooperation*. Romanian Journal of Information Science and Technology. (submitted)
- Noémi Gaskó, **Mihai Suci**, Rodica I. Lung, D. Dumitrescu. *Epsilon-Berge Zhukovskii equilibrium: characterization and detection*. Central European Journal of Operations Research. (submitted)
- D. Dumitrescu and **Mihai Suci**. *Resonance Search*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. (submitted)

Capitolul 1

Introducere

Optimizarea este o parte importantă a vieții de zi cu zi. Într-un context computațional rezolvarea unei probleme de optimizare presupune o descriere matematică cât mai exactă a acesteia. Dar există probleme pentru care nu se poate defini cu precizie, în sens matematic, funcția de optimizare sau problema are un caracter dinamic - caracteristicile problemei se schimbă în timp. În aceste cazuri algoritmi exacți nu pot găsi o soluție sau timpul necesar pentru a calcula o soluție este mult prea mare. Pentru aceste probleme tehnicile evolutive de optimizare oferă o bună aproximare a soluției optime.

Aproape toate problemele de optimizare reale au mai multe obiective contradictorii, care trebuie optimizate simultan (ex. reducerea costurilor și maximizarea eficienței). Soluția unei astfel de probleme este întotdeauna un compromis între obiective contradictorii. Începând cu anii 1970 [Rosenberg, 1970] algoritmi evolutivi au fost utilizați pentru rezolvarea problemelor de optimizare cu mai multe obiective. *Algoritmi evolutivi de optimizare multiobiectiv* (Evolutionary Multiobjective Optimization Algorithms) sunt tehnici de optimizare, bazate pe o populație, capabile să găsească o bună aproximare a soluției căutate.

Pentru rezolvarea unei probleme de optimizare multiobiectiv, în general, se pot utiliza trei tipuri de algoritmi care folosesc:

- dominarea Pareto;
- indicatori de calitate;
- tehnici de descompunere.

Algoritmii multiobiectiv bazați pe conceptul de dominare Pareto au performanțe bune doar pentru probleme cu maxim 4 obiective [Farina and Amato, 2002; Hughes, 2005]. Algoritmii bazați pe indicatori de calitate se scalează bine cu numărul de obiective (oferă performanțe bune și pentru probleme cu un număr mare de obiective), deși acest lucru se întâmplă doar când indicatorul de performanță poate fi calculat [Wagner et al., 2007].

Teza abordează problema de optimizare multiobiectiv folosind o abordare evolutivă bazată pe tehnici de descompunere și explorează aplicațiile acestor algoritmi în domeniul Service Oriented Computing. Teza investighează, de asemenea, problema care apare la utilizarea conceptului de dominare Pareto pentru probleme cu multe obiective (creșterea exponențială a numărului de soluții găsite odată cu creșterea numărului de obiective). Aceasta problemă este abordată folosind conceptul de dominare Lorenz, în acest caz căutarea se concentrează doar în regiunea echitabilă a frontului Pareto.

Echilibrul Nash [Nash, 1951] este cel mai popular concept de soluție în teoria jocurilor. Un jucător își maximizează câștigul jucând strategia care este cel mai bun răspuns la strategia jucată de adversarul său, în acest caz jucătorii nu au nici un motiv să schimbe strategiile jucate. Dar acest concept de soluție are unele dezavantaje: nu asigură întotdeauna cel mai mare câștig și pentru un joc cu mai multe echilibre Nash apare o problemă de selecție.

Într-un joc non-cooperativ [Osborne, 2004] jucătorii iau deciziile în același timp. Jocul constă doar dintr-un singur proces de luare a deciziilor. Dar caracteristicile jocului se pot modifica în timp. În teoria jocurilor un joc dinamic discret surprinde schimbările ce pot apărea în cadrul parametrilor de joc (câștigurile jucătorilor).

Jocurile dinamice reprezintă modele matematice pentru interacțiunea dintre jucători/agenți independenți care controlează un sistem dinamic [Haurie and Krawczyk, 2000]. Un astfel de joc reprezintă un model mai realist. Un joc static non-cooperativ poate fi considerat un caz special de joc dinamic.

Teza investighează, de asemenea, alte concepte de echilibru, ϵ -*Berge-Zhukovskii* și *Pareto-optimal Nash*, care nu au dezavantajele echilibrului Nash. Teza abordează, de asemenea, problema detectării și urmării echilibrelor *Nash* și *Berge-Zhukovskii* în jocurile dinamice. Modelele standard de joc sunt extrem de simplificate - acestea permit interacțiunea dintre jucători ce au aceeași raționalitate. Cu ajutorul jocurilor multicriteriale vom investiga un model mai realist care simulează comportamentul jucătorilor în interacțiuni repetate.

Structura Tezei

Capitolul 2 oferă o introducere în optimizarea multiobiectiv și indicatorii de performanță utilizați pentru evaluarea algoritmilor evolutivi multiobiectiv. Sunt prezentate unele noțiuni de bază despre teoria jocurilor, cum ar fi echilibrele Nash și *Berge-Zhukovskii*, problema Nash generalizată, mecanismul de asignare a funcției de adecvare utilizat pentru a ghida un algoritm evolutiv spre echilibru Nash.

Capitolul 3 explorează problema de optimizare multiobiectiv. Sunt analizate unele tehnici de scalarizare, sunt efectuate teste comparative cu tehnicile clasice de scalarizare pe probleme de test. Dominarea Pareto, folosită de algoritmi de optimizare multiobiectiv, nu oferă bune performanțe pentru un număr mare de obiective. Conceptul de dominanță Lorenz este investigat ca o alternativă. Un nou model de optimizare multi-populației bazat pe tehnici de descompunere este introdus. Performanțele acestuia sunt analizate pe probleme de optimizare cu 2 – 20 obiective.

În capitolul 4 se analizează aplicabilitatea algoritmilor de optimizare multiobiectiv la problema compunerii serviciilor web pe baza proprietăților *QoS*. Se propune o hibridizare între un algoritm bazat pe o metodă de descompunere și o tehnică de adaptare pentru a face față la natura dinamică a problemei. Conceptul de dominanță Lorenz este aplicat la problema compunerii serviciilor web pentru a reduce setul final de soluții. Astfel dominanța Lorenz ajută utilizatorul final în alegerea unei soluții. Cu ajutorul indicatorilor de calitate sunt analizate performanțele algoritmilor pe problema compunerii serviciilor web.

Capitolul 5 investighează detectarea echilibrelor ϵ -*Berge-Zhukovskii* și *Pareto-optimal Nash* cu ajutorul unor euristici evolutive. Este analizată o situație de joc în care se aplică unele constrângeri strategiilor jucătorilor.

În capitolul 6 se propune o tehnică evolutivă pentru detectarea și urmărirea echilibrului unui joc dinamic. Sunt analizate situații de joc cu/fără restricții, jocuri dinamice simetrice/asimetrice.

Capitolul 7 investighează jocurile spațiale repetate. Dinamica unui model economic jucat într-un cadru spațial reiterat este studiată. Se propune un model de interacțiune bazat pe hiper-grafe pentru modelarea cooperării inter-grup. În luarea deciziei jucători din viața reală se bazează pe mai multe aspecte, nu se ia în considerare doar câștigul direct. Modelele standard permit interacțiunea între jucători cu aceeași raționalitate. Propunem un model mai realist pentru modelarea interacțiunii dintre jucători. Conceptul de jocuri multidimensional este utilizat pentru promovarea cooperării în contextul jocurilor repetate.

Capitolul 8 încheie această teză și oferă câteva direcții de cercetare viitoare.

Figura 1.1 oferă o prezentare asupra structurii tezei.

Contribuții originale

Principalele contribuții ale tezei sunt:

- Un nou algoritm evolutiv multi-populație bazat pe tehnici de descompunere pentru optimizarea multiobiectiv (Secțiunea 3.3).

Probleme de optimizare cu mai mult de 3 obiective sunt în general greu de rezolvat. Aplicarea algoritmilor evolutivi standard de optimizare nu oferă soluții satisfăcătoare datorită tendinței ca toate soluțiile să devină nedominate odată cu creșterea numărului de obiective [Farina and Amato, 2002].

Au fost propuse mai multe metode pentru a face față acestei probleme. O clasă de metode se concentrează pe înlocuirea dominanței Pareto cu concepte de dominanță mai slabe [Sato et al., 2006]. Un alt tip de metode se bazează pe tehnici de descompunere [Benders, 1962] - problema este descompusă într-o clasă de probleme cu un singur obiectiv. O funcție de scalarizare și un set de ponderi descompun problema de optimizare în multe probleme cu un singur obiectiv [Miettinen, 1999; Kathrin and

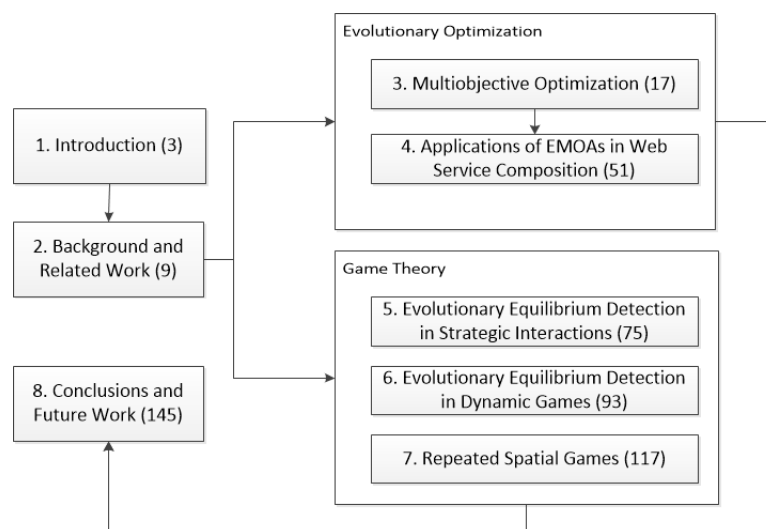


Figura 1.1: Thesis structure.

Tind, 2007]. Principalele avantaje ale acestei abordări sunt eficiența și scalabilitatea cu numărul de obiective.

Propunem un nou model în care setul Pareto este aproximat prin mai multe instanțe ale spațiului de cautare. Fiecare instanță este descrisă de o funcție de scalarizare. Această funcție atribuie funcția de adecvare fiecărui individ. Abordarea propusă, numită *Resonance Search* (RS) este o tehnică evolutivă multi-populației. Fiecare populație utilizează una sau mai multe tehnici de căutare, bazate în principal pe scalarizare.

- Un model care include preferințele jucătorilor (identitatea acestora) în cadrul jocurilor spațiale repetate (Secțiunea 7.3).

Modelele standard din teoria jocurilor fac unele ipoteze simplificatoare: jucatori sunt raționali, știu că adversarii lor sunt raționali și au cunoștințe comune despre jocul jucat [Osborne, 2004]. Astfel singurul scop al unui jucător este de ași maximiza propriul câștig. Acest lucru este doar parțial adevărat. Jucători, în afară de maximizarea câștigului lor iau în considerare și alte criterii, cum ar fi: reputația, moralitate, etc. Aceste criterii surprind identitatea unui jucător și au o pondere mare în decizia acestuia.

În majoritatea cazurilor, aceste criterii nu sunt echivalente (de exemplu câștig și moralitate) astfel încât acestea nu pot fi agregate într-un singur criteriu. Jucătorii reali nu iau decizia doar pe baza câștigurilor reale. Dincolo de câștig identitatea lor are o pondere importantă în decizia finală. De exemplu, pentru jocul Dilema Prizonierilor este mai puțin probabil ca un jucător cu o identitate cooperatoare să dezerteze, chiar dacă gândirea rațională implică o strategie dezertoare.

Scopul nostru este de a dezvolta un model care depășește aceste limite. În aceste scop introducem o versiune multidimensională/multicriterială pentru jocul Dilema Prizonierilor. Modelul standard este extins prin adăugarea unui al II-lea criteriu care modelează identitatea unui jucător (acest al doilea criteriu surprinde corectitudinea sau moralitatea unui jucător). În acest fel în procesul de luare a deciziei, în afară de câștigurile reale, un factor psihologic pot fi luat în considerare. Prin introducerea identității în dilema prizonierului vrem să modelăm mai bine natura irațională a jucătorilor din viața reală.

- Model pentru cooperarea între grupuri (Secțiunea 7.2) [Suciu et al. *Evolutionary dynamic for inter-group cooperation*. ROMJIST - submis].

O problemă importantă în teoria evolutivă a jocurilor [Fisher, 1930] este emergența cooperării. Teoria evolutivă favorizează un comportament dezertor, persoanele egoiste. În ciuda acestui fapt, jucătorii pot beneficia de pe urma unui comportament care favorizează cooperarea. Un nivel ridicat de cooperare poate fi realizat în medii bine integrate, chiar în grupuri bine amestecate. Într-o societate

segregată nu apare cooperarea [Goette and Meier, 2011]. Creșterea diversității grupului poate induce cooperare [Goette and Meier, 2011].

Emergența cooperării este studiată doar pentru interacțiuni în același grup [Szabó and Fátih, 2007]. Scopul nostru este de a studia interacțiunile dintre grupuri. Pentru a analiza apariția cooperării între grupuri eterogene ne concentrăm doar asupra interacțiunilor dintre grupuri, ignorând interacțiunile intra-grup. Propunem un model de interacțiune bazat pe hyper-grafe pentru a descrie interacțiunile dintre jucători și grupuri de jucători. În cadrul unui joc cu n jucători un model de interacțiune bazat pe hyper-grafe este mult mai natural. Interacțiunea dintre diferite grupuri poate fi descrisă în acest fel. Modelul propus asigură o flexibilitate mai mare.

- O metodă computațională pentru detectarea și urmărirea echilibrului într-un joc dinamic (Capitolul 6) [Suciu et al., 2013b, 2014; Gaskó et al., 2013].

Dacă o problemă de optimizare își schimbă caracteristicile în timp atunci acesta este considerat o *problemă dinamică*. Caracterul dinamic al problemei poate fi reflectat în schimbarea funcției de adecvare sau în schimbarea constrângerilor impuse problemei [Yang et al., 2007].

În cadrul teoriei jocurilor un joc dinamic discret surprinde schimbările în cadrul parametrilor de joc (recompense). Un astfel de joc reprezintă un model mai. Într-un joc non-cooperativ [Osborne, 2004] jucătorii iau deciziile în același timp. Jocul constă doar dintr-un singur proces de luare a deciziilor. În unele cazuri, un joc non-cooperativ static este considerat doar un caz special de joc dinamic, care reprezintă o noțiune mai complexă și mai realistă.

Propunem un model simplu, numit *Dynamic Equilibrium Tracking (DET-DE)*, capabil să urmărească echilibrul Nash și să se adapteze la schimbările ce pot să apară.

- O metodă adaptivă de optimizare bazată pe tehnici de descompunere, aplicată la problema compunerii serviciilor web. (Secțiunea 4.2) [Suciu et al., 2012, 2013a,c].

În ciuda faptului că problema compunerii serviciilor web pe baza proprietăților *QoS* este o problemă de optimizare multiobiectiv puține abordări bazate pe algoritmi de optimizare multiobiectiv pot fi găsite în literatură [Li et al., 2010; Ross, 2006; Taboada et al., 2008]. În majoritatea cazurilor sunt utilizați algoritmi unicriteriali.

Există mai multe variante de algoritmi evolutivi cu parametri de control diferiți: mărimea populației, operatori de mutație și recombinare, probabilitatea de mutație și recombinare, etc. Selecția valorilor corespunzătoare se face în principal pe baza unor studii empirice, de multe ori aceste valori sunt ajustate după mai multe încercări. De obicei un parametru este ajustat la un moment dat, ceea ce poate duce la alegeri sub-optimale, de multe ori nu se știe cum interacționează parametrii între ei. O astfel de abordare este inefficientă. Ca o alternativă ar putea fi utilizate metode care își adaptează parametrii [Eiben et al., 1999; Chakhlevitch and Cowling, 2008].

Problema optimizării compunerii serviciilor este o problemă combinatorială NP completă. Abordările bazate pe tehnici de descompunere au performanțe bune pentru probleme combinatoriale, un alt avantaj este numărul mic de calcule necesare rezolvării problemei. Un dezavantaj îl reprezintă dependența dintre tipul de problemă și parametrii algoritmului. Același algoritm trebuie să rezolve cazuri diferite ale acestei probleme. Diferite servicii web sunt descrise de diferite fluxuri de lucru, spațiul de căutare se modifică pentru fiecare flux de lucru, problema fiind astfel foarte dinamică. Un set de parametri pot oferi rezulte bune doar pentru un anumit flux de lucru.

O metodă de optimizare care își adaptează parametrii de configurare poate oferi rezultate bune pentru această problemă. Propunem Se propune o hibridizare între o metodă de optimizare bazată pe descompunere și o tehnică de adaptare a parametrilor de configurare.

- Detectarea evolutivă a echilibrului Pareto-optimal Nash (Secțiunea 5.2) [Gaskó et al., 2012].

Detectare echilibrului unui joc non-cooperative este o sarcină dificilă. Procesele de decizie pot fi analizate și prezise cu ajutorul echilibrelor. Cel mai cunoscut conceptul de echilibru, echilibrul *Nash* (NE) [Nash, 1951], are unele limitări: dacă un joc are mai multe echilibre Nash apare o problemă de

selecție, nu oferă întotdeauna cele mai mari câștiguri. Rafinări echilibrului Nash abordează aceste limitări: echilibrul Aumann [Aumann, 1959], coalition proof Nash equilibrium [Bernheim et al., 1987], modified strong Nash equilibrium [Ray, 1989; Gaskó et al., 2011], etc.

Echilibrul *Pareto-optimal Nash* este un rafinament al echilibrului Nash, alege acel echilibru Nash care este nedominat Pareto față de celelalte echilibre Nash ale jocului. Se propune o metodă computațională pentru detectarea echilibrului Pareto-optimal.

Citări

Florin-Claudiu Pop, Denis Pallez, Marcel Cremene, Andrea Tettamanzi, Mihai Suciu, and Mircea Vaida. *QoS-based service optimization using differential evolution*. In Proceedings of the 13th annual conference on Genetic and Evolutionary Computation (GECCO '11), 1891-1898, 2011.

Citat în:

- Cavalca, U.; Mesquista, C.; Pereira, A.C.M.; Carrano, E.G.; *A methodology for traffic shaping multiobjective optimization for next generation network*. Computational Aspects of Social Networks (CASoN), 2012 Fourth International Conference on , 345-350.
- Cavalca, Ulisses; Mesquista, Caio; Pereira, Adriano C.M.; Carrano, Eduardo G. *A computational intelligence based approach for computer network traffic shaping*. Evolutionary Computation (CEC), 2013 IEEE Congress on, 2680-2686.
- Pop, C.B.; Chifu, V.R.; Salomie, I.; Negrean, A.; Jeflea, H.; *Hybrid genetic algorithm for selecting the optimal or near-optimal solution in semantic Web service composition*. Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP), 2012 IEEE International Conference on, 57-64.

Mihai Suciu, Marcel Cremene, Florin Pop, and D. Dumitrescu. *Equitable solutions in QoS-aware service optimization*. GECCO Companion '12, Terence Soule (Ed.). ACM, New York, NY, USA, 1537-1538, 2012.

Citat în:

- Cavalca, U.; Mesquista, C.; Pereira, A.C.M.; Carrano, E.G.. *A methodology for traffic shaping multiobjective optimization for next generation network*. Computational Aspects of Social Networks (CASoN), 2012 Fourth International Conference on, 345-350.
- Cavalca, Ulisses; Mesquista, Caio; Pereira, Adriano C.M.; Carrano, Eduardo G. *A computational intelligence based approach for computer network traffic shaping*. Evolutionary Computation (CEC), 2013 IEEE Congress on, 2680-2686.

Capitolul 2

Noțiuni preliminare

Teza abordează problema de optimizare multiobiectiv și unele aplicații ale acesteia în domeniul Service Oriented Computing și problema detecției echilibrelor în jocuri non-cooperative. Deoarece aceste probleme sunt NP complete le vom rezolva cu ajutorul *Algoritmilor evolutivi* (Evolutionary Algorithms). EA sunt metaheuristici bazate pe o populație de soluții evaluate după anumite reguli, capabile de a găsi o bună aproximare a soluției la o problemă de optimizare într-o singură rulare.

2.1 Algoritmi Evolutivi

Algoritmii evolutivi reprezintă o tehnică de optimizare simplă și eficientă [Holland, 1992]. Practic algoritmii evolutivi sunt tehnici stocastice ce utilizează un element aleator pentru a găsi o bună aproximare a soluției căutate. Un set de soluții aleatoare (populația) este evoluat cu ajutorul unor operatori de variație, operatorii pentru selecție asigură că doar soluțiile bune vor fi păstrate în populație. Algoritmul 1 prezintă procedura de bază a unui algoritm evolutiv.

Algorithm 1: Algoritm evolutiv

- 1 Inițializarea populației P ;
 - 2 Evaluarea soluțiilor P ;
 - 3 **repeat**
 - 4 Generează noi indivizi folosind operatori de variație;
 - 5 Evaluează soluțiile;
 - 6 Selecția supraviețuitorilor;
 - 7 **until** până când este îndeplinită condiția de stop ;
-

2.2 Problema de optimizare multiobiectiv

Majoritatea problemelor din lumea reală au mai multe obiective care trebuie optimizate. Soluția lor reprezintă un compromis între obiective conflictuale (de exemplu minimiza costul unui serviciu și maximizarea simultană a eficienței). O problemă de optimizare multiobiectiv (Multiobjective Optimization Problem) presupune optimizarea simultană a tuturor obiectivelor.

Pentru o MOP cele m obiective sunt reprezentate de un set de funcții $\{f_i\}_{i \in \{1, \dots, m\}}$ unde $f_i : S \rightarrow \mathbb{R}$ mapează o soluție s din spațiul deciziilor $S \subseteq \mathbb{R}^n$ în spațiul soluțiilor \mathbb{R} . $F : S \rightarrow \mathbb{R}^m$ reprezintă vectorul obiectivelor care trebuie minimizat $F(x) = (f_1(s), f_2(s), \dots, f_m(s))$.

Problema de optimizare multiobiectiv poate fi descrisă astfel:

$$\begin{cases} \min & F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)), \\ \text{s.t. :} & g_i(x) \geq 0, i = 1, 2, \dots, k, \\ & h_j(x) = 0, j = k + 1, \dots, q, \\ & x \in \Phi, \end{cases} \quad (2.1)$$

unde avem $m \geq 2$ obiective, g_i și h_j reprezintă constrângerile problemei. $f_i : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. $\Phi \subseteq \mathbb{R}^n$ reprezintă spațiul de căutare iar $x = (x_1, \dots, x_n)$ este vectorul soluție.

De obicei două soluții sunt comparate folosind conceptul de dominare Pareto. Pentru oricare doi vectori soluție $x, y \in \Phi$ spunem că x este mai bun decât y , sau x *domină* y , dacă:

$$f_i(x) \leq f_i(y) \forall i \in \{1, \dots, m\} \text{ and } \exists j \in \{1, \dots, m\} \text{ such that } f_j(x) < f_j(y).$$

În general un vector soluție x care să optimizeze simultan toate obiectivele nu există. Când se rezolvă o problemă de optimizare multiobiectiv de obicei nu se găsește o singură soluție care să optimizeze cel mai bine F ci un set de soluții care reprezintă un compromis între toate obiectivele și aproximează cel mai bine *setul optim Pareto*. Setul optim Pareto este format din soluțiile Pareto nedominate, acestea reprezintă compromisul ideal între cele m obiective.

O soluție $x \in \Phi$ este *Pareto optimă* dacă $\nexists y \in \Phi$ astfel încât $y \prec x$.

Setul optim Pareto (Pareto Optimal Set) este compus din toate soluțiile optime Pareto

$$POS = \{x \in \Phi | \nexists y \in X, y \prec x\}.$$

Frontul optim Pareto (Pareto Optimal Front) este setul vectorilor obiectiv F corespunzând soluțiilor din POS.

$$POF = \{F(x) | x \text{ este ne-dominat}\}.$$

Algoritmii evolutivi multiobiectiv sunt utilizați cu succes pentru rezolvarea MOP [Coello Coello et al., 2007]. Aceștia reprezintă o alegere bună, deoarece evoluând un set de soluții (populația) se poate găsi o bună aproximare a frontului Pareto într-o singură rulare, în timp ce forma, continuitatea sau alte proprietăți matematice ale forntului adevărat nu împiedică căutarea.

2.3 Noțiuni preliminare în Teoria Jocurilor

Teoria Jocurilor (Game Theory) încearcă să prezică comportamentul agenților în interacțiuni strategice. Jucătorii își aleg strategia în funcție de alegerea adversarilor. Pentru a analiza o interacțiune unele ipoteze cu privire la agenți sunt facute:

- Toți jucătorii sunt raționali - scopul lor este de a-și maximiza câștigul;
- Jucătorii știu că și adversarii lor sunt raționali și cunost regulile jocului.

Jocurile pot fi cooperative sau non-cooperative. În această teză ne vom concentra pe jocuri non-cooperative. Un set de jucători, un set de strategii posibile asociate fiecărui jucator și câștigul lor reprezintă elementele unui joc strategic. Matematic, un joc este un sistem $G = ((N, S_i, u_i), i = 1, \dots, n)$, unde:

- N reprezintă un set de jucători, iar n este numărul de jucători;
- pentru fiecare jucător $i \in N$, S_i reprezintă setul acțiunilor posibile disponibile lui,

$$S = S_1 \times S_2 \times \dots \times S_n$$

reprezintă toate situațiile posibile ale jocului. Un element $s \in S$ este o situație de joc (profil de strategie).

- pentru fiecare jucător $i \in N$, $u_i : S \rightarrow R$ reprezintă funcția de câștig asociată jucătorului i .

2.3.1 Echilibrul Nash

Unul dintre cele mai populare și utilizate echilibre în teoria jocurilor non-cooperative este echilibrul Nash [Nash, 1951]. Acesta reprezintă o stare stabilă a jocului.

A juca un joc în sens Nash, înseamnă că nici un jucător nu își poate modifica strategia sa, în scopul de a-și mări câștigul. Cu alte cuvinte, un jucător își maximizează câștigul prin alegerea unei strategii care este

cel mai bun răspuns la cea aleasă de adversarul său, în acest caz jucătorii nu au nici un motiv să-și modifice strategia de joc.

Formal, un profil de strategie $s^* \in S$ este echilibru Nash dacă:

$$u_i(s_i, s_{-i}^*) \leq u_i(s^*), \forall i = 1, \dots, n, \forall s_i \in S_i.$$

Prin (s_i, s_{-i}^*) notăm profilul de strategie obținut din s^* prin înlocuirea strategiei jucată de jucătorul i cu strategia s_i .

2.3.2 Echilibrul Berge-Zhukovskii

Pentru un joc strategic G , strategia s^* este în echilibru *Berge-Zhukovskii* (BZ) dacă nu scade câștigul jucătorului i considerând orice deviație a celorlalți $N - i$ jucători. A juca pentru echilibrul BZ înseamnă că fiecare jucător vrea maximizarea câștigurilor celorlalți jucători.

Formal:

Definition 1 *Un profil de strategie $s^* \in S$ este echilibru Berge-Zhukovskii dacă inegalitatea*

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

este îndeplinită pentru fiecare jucător $i = 1, \dots, n$, și $s_{N-i} \in S_{N-i}$.

Capitolul 3

Oprimizare multi-obiectiv

Multe probleme din viața reală au mai multe obiective ce trebuie optimizate simultan. Soluția lor reprezintă un compromis între obiectivele conflictuale, ex. minimizarea costurilor și maximizarea eficienței.

Algoritmii evolutivi multiobiectivi *Multiobjective Optimization Algorithms (EMOAs)* reprezintă o euristică bazată pe o populație de soluții capabilă să găsească o bună aproximare a frontului Pareto într-o singură rulare.

Abordările bazate pe metode de descompunere [Zhang and Li, 2007; Engau and Wiecek, 2008] se bazează pe o tehnică de descompunere [Benders, 1962]: o funcție de scalarizare și un set de vectori pondere sunt folosiți pentru a descompune problema de optimizare în n probleme unicriteriale (n este dimensiunea setului de vectori pondere). Principalele avantaje ale acestei abordări sunt: eficiența computațională și buna scalabilitate cu numărul de obiective. Prin folosirea metodelor de descompunere presiunea de selecție nu mai este în metoda de dominare Pareto ci în diversitatea vectorilor pondere. Pentru a găsi un set de soluții cât mai diverse este necesară generarea unui set de vectori cât mai divers.

3.1 Tehnici de scalarizare pentru algoritmi evolutivi

O problemă importantă în rezolvarea problemelor de optimizare cu multe obiective ($m > 4$) (*Multiobjective Optimization Problem (MOP)*) este creșterea exponențială a numărului de soluții necesare aproximării frontului teoretic Pareto [Farina and Amato, 2002]. O altă dificultate o reprezintă creșterea exponențială a numărului de soluții nedominate din populație.

Modelele de optimizare bazate pe tehnici de descompunere reprezintă o bună abordare în rezolvarea acestor probleme. Este mult mai ușor să se rezolve mai multe probleme unicriteriale. Principalele funcții de scalarizare folosite sunt *Weighted Sum* și *Weighted Tchebycheff* [Miettinen, 1999]. Dar există și alte metode de scalarizare care ar putea fi folosite: *Weighted L_p* , *augmented Tchebycheff* și *modified Tchebycheff* [Miettinen, 1999].

3.1.1 Tehnici de scalarizare

Pentru o problemă multi-obiectiv, în anumite condiții, se poate obține o soluție optimă Pareto dacă se agregă toate obiectivele f_i într-un singur obiectiv. Rezolvând această problemă scalară, de mai multe ori, se poate obține un subset de soluții eficiente pentru (2.1).

Indiferent de funcția de scalarizare utilizată, aceasta trebuie să îndeplinească următoarele condiții [Wierzbicki, 1986]:

- o soluție optimală a problemei scalare trebuie să fie o soluție eficientă pentru problema (2.1),
- toate soluțiile eficiente ale problemei (2.1) trebuie să poată fi găsite folosind funcția de scalarizare utilizată.

3.1.2 Rezultate numerice

Studiem scalabilitatea problemelor de scalarizare pentru probleme de optimizare cu multe obiective. Pentru aceasta folosim algoritmul Differential Evolution (DE) [Storn and Price, 1997] ca și tehnică evolutivă. Intenția noastră este de a studia performanțele tehnicilor de scalarizare și nu de a evalua performanțele DE.

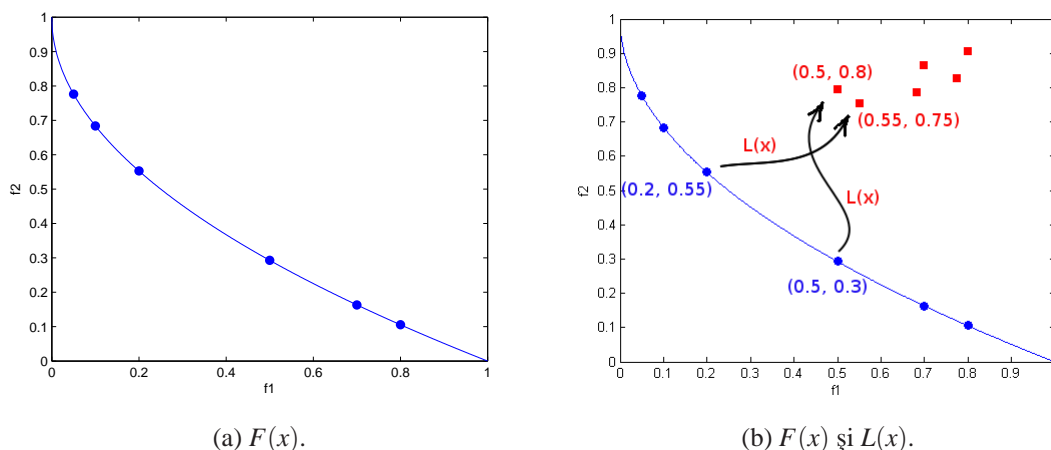


Figura 3.1: Fig 3.1a prezintă vectorul $F(x)$ pentru 6 soluții care se regăsesc pe frontul Pareto. Fig 3.1b prezintă vectorul Lorenz $L(x)$ pentru cele 6 soluții din figure 3.1a - se poate observa că soluțiile echitabile domină Pareto restul soluțiilor optime Pareto.

Ca și bază de comparație folosim problemele de test WFG [Huband et al., 2006], DTLZ [Deb et al., 2005] și ZDT [Zitzler et al., 2000]. Aceste probleme sunt probleme cu parametri reali, fără constrângeri ce necesită minimizarea obiectivelor și ridică diferite dificultăți algoritmilor de optimizare: proprietăți geometrice diferite pentru frontul teoretic - linear, convex, concav, discontinuu; problemele DTLZ și WFG sunt scalabile cu numărul de obiective..

Pentru evaluarea performanțelor acestor tehnici de scalarizare calculăm indicatorii de calitate: Inverted Generational Distance (IGD) și Hypervolum (HV). Punctul de referință pentru HV este $(ref_i) = 7, i \in \{2, \dots, m\}$.

Pentru 2 și 3 obiective rezultatele experimentale arată performanța bună obținută de metodele *modified* și *augmented Tchebycheff* în favoarea *Weighted Sum* și *Weighted Tchebycheff*. Pentru probleme cu un număr mare de obiective tehnicile de scalarizare *augmented*, *modified Tchebycheff* și L_p au performanțe bune. Norma L_p cu un coeficient p suficient de mare ($p = \{100, 1000\}$) reprezintă o bună soluție pentru aceste probleme.

3.2 Dominarea Lorenz

Optimizarea echitabilă a fost introdusă de Kostreva și Ogryczak [Kostreva and Ogryczak, 1999; Kostreva et al., 2004]. Dacă se înlocuiește conceptul de dominare Pareto (\prec_p) cu dominarea Lorenz ($prec_L$) cautarea este dirijată doar către soluțiile echitabile.

$L : X \rightarrow \mathbb{R}^m$ reprezintă vectorul de obiective Lorenz, $L(x) = (l_1(x), \dots, l_m(x))$, unde:

$$\begin{cases} l_1 = f_1(x), \\ l_2 = l_1 + f_2(x), \\ \dots \\ l_m = l_{m-1} + f_m(x). \end{cases} \quad (3.1)$$

și $f_1(x) \geq f_2(x) \geq \dots \geq f_m(x)$ reprezintă componentele vectorului $F(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x))$ sortat în ordine descrescătoare. Dacă problema de optimizare necesită maximizarea obiectivelor $F(x)$ trebuie sortat în ordine crescătoare. Figura 3.1 prezintă vectorii $F(x)$ și $L(x)$ pentru 6 soluții optime Pareto ale problemei de test DTLZ1.

3.2.1 Dominare Lorenz și Pareto pentru soluții generate aleator

Figura 3.2 prezintă evoluția numărului de soluții nedominate Lorenz și Pareto pentru 10000 de soluții generate aleator. Numărul soluțiilor nedominate Pareto crește exponențial pentru mai mult de 3 obiective.

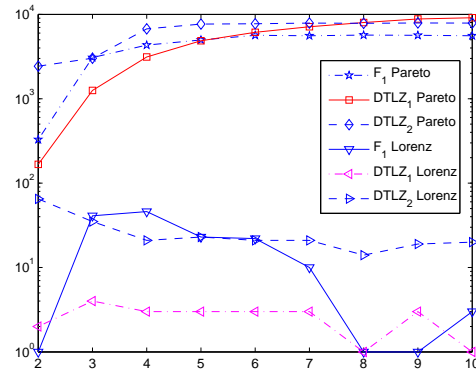


Figura 3.2: Soluții Lorenz și Pareto. Evoluția numărului de soluții nedominate odată cu creșterea numărului de obiective.

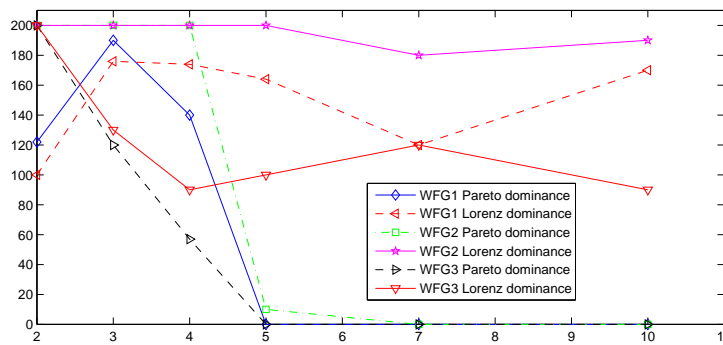


Figura 3.3: Numărul soluțiilor optime detectate de algoritmi GDE3 și L-GDE3.

Figura 3.3 prezintă numărul de soluții optime detectate de GDE3 și L-GDE3 pentru probleme cu număr diferit de obiective. Numărul soluțiilor detectate de dominarea Lorenz descreește exponențial față de dominarea Lorenz odată cu creșterea numărului de soluții.

3.3 Resonance Search - un nou model evolutiv.

Considerăm un nou model evolutiv unde setul Pareto este aproximat câteva instanțe ale unui spațiu de căutare dinamic *Dynamic Fitness Landscape* (DFL). Fiecare instanță este descrisă de o funcție de agregare, care reprezintă și funcția de adecvare folosită pentru a dirija căutarea.

Modelul propus, numit *Resonance Search* (RS), este un model evolutiv multi-populație. Fiecare populație folosește una sau mai multe tehnici de căutare bazate pe funcții de scalarizare.

Populațiile evoluează independent, după un anumit număr de generații acestea schimbă indivizi pentru a asigura o bună diversitate a populației. Dimensiunea populației și tehnicile de căutare se pot schimba dinamic în timpul evoluției.

3.3.1 Modelul Resonance Search

Scalibilitatea algoritmilor multi-obiectiv poate fi îmbunătățită prin înlocuirea conceptului de dominare Pareto cu un mecanism de asignare a funcției de adecvare bazat pe tehnici de scalarizare. O altă abordare presupune utilizarea mai multor mecanisme de căutare în aceeași (sub-)populație.

Resonance Search se bazează pe aceste modele și consideră un set m de μ -populații (sub-populații) în fiecare generație. Fiecare μ -populație folosește câteva mecanisme de căutare și evoluează independent. După un anumit număr de generații populațiile schimbă indivizi pentru a evita blocarea în zone sub-optimale și pentru a asigura diversitatea soluțiilor.

RS se bazează pe tehnicile de descompunere *Weighted Sum* și *Weighted Tchebycheff* care coexistă în interiorul unei sub-populații. O parte din indivizi sunt evaluați folosind metoda *Weighted Sum* iar restul cu ajutorul *Weighted Tchebycheff*. Rata indivizilor evaluați de WS este

$$R = \frac{WS}{WT},$$

unde $WS(WT)$ numărul indivizilor din subpopulație evaluați cu ajutorul metodei de descompunere WS.

Pentru un număr mic de obiective (2-3) algoritmul RS obține rezultate comparabile cu algoritmi NSGA2, SPEA2 și MOEA/D. Mai mult, RS oferă rezultate bune pentru probleme cu un număr mare de obiective (21 de obiective).

Capitolul 4

Aplicații ale EMOA în compunerea serviciilor web

Implementările *Service Oriented Architecture (SOA)* sunt din ce în ce mai populare, diverse și răspândite. Acest fapt se datorează avantajelor acestora față de metodele tradiționale, cum ar fi: livrarea funcționalității aplicației pe mai multe platforme, independența de locație, suport pentru autentificare/autorizare și conectivitate cu alte servicii.

Problema compunerii serviciilor web este una multi-obiectiv. Majoritatea abordărilor din literatură se bazează pe algoritmi unicriteriali de optimizare. Un dezavantaj al acestor abordări este necesitatea definirii a priori a importanței fiecărui obiectiv. De obicei obiectivele nu sunt corelate, non-comensurabile (ex. minimizarea latenței și maximizarea eficienței) prin urmare obiectivele sunt dificil de agregat. Prin optimizarea unicriterială se obține doar o imagine parțială a rezultatelor. Utilizatorul ar putea prefera opțiunea alegerii, să i se prezinte un set de soluții iar el să aleagă ce este mai bine pentru el.

4.1 Compunerea serviciilor web pe baza parametrilor de calitate

Servicii diferite care oferă aceeași funcționalitate pot avea performanțe diferite, valori diferite pentru atributele acestora (*Quality of Service (QoS)*). De exemplu, un serviciu poate fi mai ieftin dar are un timp de răspuns mai mare, în timp ce alt serviciu web poate fi mai scump dar mai puțin disponibil. Având un serviciu complex descris de un flux de lucru, care include un set de servicii abstracte, în care fiecare serviciu abstract poate fi realizat prin mai multe servicii concrete, problema de optimizare QoS este de a găsi combinația optimă de servicii concrete (având cel mai bun indicator QoS).

Execuția unei activități înseamnă invocarea unui serviciu. Pentru fiecare activitate, care este atribuită unui *serviciu abstract*, pot exista mai multe *servicii concrete*. Fiecare serviciu concret avnd diferite proprietăți QoS. Pentru a descrie proprietățile QoS vom folosi următorii parametri: *timp de răspuns, evaluare, disponibilitatea și cost*.

Indivizorii QoS ai serviciului compus sunt obținuți prin agregarea componentelor. În literatură sunt definite diferite reguli de agregare [Canfora et al., 2005; Li et al., 2010; Yao and Chen, 2009]. Tabelul 4.1 prezintă regulile de agregare folosite.

Pentru problema descrisă există mai multe abordări bazate pe: programare liniară, algoritmi genetici, euristici simple - hill climbing [Bahadori et al., 2009; Canfora et al., 2005; Zeng et al., 2004; Parejo et al., 2008]. În continuare ne vom concentra pe o abordare multi-obiectiv.

Tabela 4.1: Reguli de agregare a parametrilor QoS pentru diferite structuri de control.

QoS property	Flow	Sequence	Switch	While
timp de răspuns (T)	$\max_{i \in 1..m} \{t_i\}$	$\sum_{i=1}^m t_i$	$\sum_{i=1}^m p_i \cdot t_i$	$k \cdot t$
evaluare (R)	$\prod_{i=1}^m r_i$	$\prod_{i=1}^m r_i$	$\sum_{i=1}^m p_i \cdot r_i$	t^k
disponibilitate (A)	$\prod_{i=1}^m a_i$	$\prod_{i=1}^m a_i$	$\sum_{i=1}^m p_i \cdot a_i$	a^k
cost (C)	$\sum_{i=1}^m c_i$	$\sum_{i=1}^m c_i$	$\sum_{i=1}^m p_i \cdot c_i$	$k \cdot c$

4.2 Un algoritm evolutiv adaptiv

În ciuda faptului că problema compunerii serviciilor web este, prin natura ei, una multi-obiectiv foarte puțin abordări de acest fel pot fi găsite în literatură [Li et al., 2010; Ross, 2006; Taboada et al., 2008; Wada et al., 2008; Yao and Chen, 2009]. În majoritatea cazurilor sunt utilizați algoritmi unicriteriali pentru a rezolva această problemă. Utilizatorul ar putea prefera să vadă mai multe soluții bune (optime Pareto) și să decidă care este cea mai bună pentru el. Prin agregarea obiectivelor se oferă o singură soluție. Este mai natural de a permite permite utilizatorului să decidă importanța fiecărui obiectiv.

Există mai multe variante de algoritmi evolutivi cu parametrii de control diferiți: mărimea populației, diferiți operatori de mutație și recombinare, diferite metode de asigurare a diversității, etc. Selecția valorilor corespunzătoare se face, în principal, pe baza unor studii empirice, de multe ori aceste valori sunt ajustate după mai multe încercări. De obicei un parametru este ajustat la un moment dat, ceea ce poate duce la alegeri sub-optimale, de multe ori nu se știe cum interacționează parametrii între ei. O astfel de abordare este ineficientă. O abordare care își adaptează singură parametrii este mult mai eficientă [Chakhlevitch and Cowling, 2008; Eiben et al., 1999; Neri and Tirronen, 2010].

Se propune hibridizarea între o metodă de optimizare bazată pe tehnici de descompunere și un algoritm de adaptare a parametrilor. Noua abordare este validată pe probleme de test bine cunoscute și apoi aplicată la problema compunerii serviciilor web. Rezultatele sunt comparate cu cele obținute de algoritmi din literatură.

4.2.1 Abordarea propusă

Deoarece problema compunerii serviciilor web este una combinatorială vom folosi ca și algoritm de optimizare *MOEA/D*. Pentru a face față caracterului dinamic al modificării fluxurilor de execuție (algoritm trebuie să rezolve instanțe diferite cu dificultăți diferite), adăugăm algoritmului *MOEA/D* un mecanism de adaptare a parametrilor. Există câteva metode de adaptare eficiente pentru DE, algoritmul pe care se bazează *MOEA/D*, [Neri and Tirronen, 2010]. Propunem două variante adaptive *MOEA/D_C* (Algorithm 2) și *MOEA/D_S* (Algorithm 3) bazate pe *SaDE* [Qin et al., 2009] și *CoDE* [Wang et al., 2011].

Algorithm 2: Adaptive *MOEA/D_C*

input : N, T - dimensiunea populației, nr. de vecini

output: EP - arhiva

- 1 Initialization: $EP = \emptyset$, generează vectori pondere și se calculează $B(\lambda)$;
 - 2 **for** $i \leftarrow 1$ **to** N **do**
 - 3 generează 3 soluții candidat folosind o combinație aleatoare între strategiile de generare a copiilor și parametrii de control ;
 - 4 se recalculează vecinii;
 - 5 recalculează z^* și adaugă soluțiile în EP ;
 - 6 Stop, dacă este îndeplinit criteriul de optire. Altfel se repetă procedura începând cu instrucțiunea 2;
-

Algorithm 3: Adaptive *MOEA/D_S*

input : N, T, LP - dimensiunea populației, nr. de vecini, perioada de învățare

output: EP - arhiva

- 1 Initialization: $EP = \emptyset$, generează vectori pondere și se calculează $B(\lambda)$, $Cr_m = 0.5$;
 - 2 **for** $i \leftarrow 1$ **to** N **do**
 - 3 generează 2 soluții candidat pe baza strategiilor *rand/1/bin* și *best/2/bin*;
 - 4 se recalculează vecinii;
 - 5 recalculează z^* și adaugă soluțiile în EP ;
 - 6 după LP generații se recalculează Cr_m și probabilitățile p_i de utilizare a strategiilor de generare a copiilor;
 - 7 dacă este îndeplinit criteriul de optire. Altfel se repetă procedura începând cu instrucțiunea 2;
-

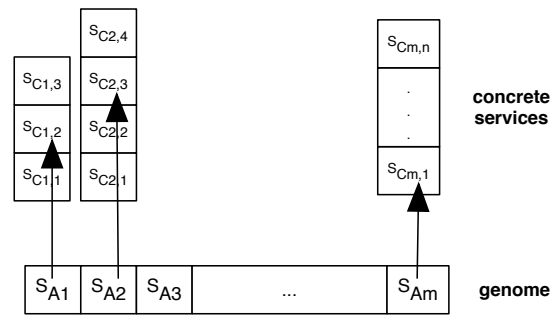


Figura 4.1: Codificarea utilizata.

Pentru versiunea *MOEA/DC* se utilizează metoda de generare a soluțiilor candidat folosită de *CoDE* - sunt creați 3 vectori și cel mai bun este păstrat (liniile 3-4).. În *MOEA/DS* se utilizează metoda de generare a soluțiilor candidat folosită de *SaDE*, după L_p generații este recalculată valoarea parametrului C_r și probabilitățile de utilizare pentru fiecare strategie (linia 6). Prin utilizarea unui sistem adaptiv nu este nevoie adaptarea manuală a parametrilor pentru fiecare flux de lucru.

Codificarea utilizată este prezentată în figura 4.1. Aceasta constă dintr-o matrice de valori întregi și are lungimea egală cu numărul de servicii abstracte. Fiecare genă stochează indicele serviciului concret care realizează serviciul abstract corespunzător.

Comparăm algoritmul adaptiv propus cu versiunea clasică a *MOEA/D* și apoi îl aplicăm la problema compunerii serviciilor web. Rezultatele arata potentialul acestei abordări. O mai bună performanță este obținută (ținând cont de indicatorii de calitate pentru algoritmi multi-obiectiv) atunci când abordarea adaptivă se aplică la probleme de test standard și unele fluxuri de lucru de mare complexitate.

4.3 Soluții echitabile

Comparativ cu algoritmi unicriteriali variantele multi-obiectiv au o serie de avantaje: (i) agregarea funcțiilor criteriu nu este necesară și (ii) utilizatorul are posibilitatea de a selecta *a posteriori* una dintre soluțiile optime Pareto.

Un factor de decizie (*Decizia Maker (DM)*) trebuie să aleagă soluția potrivită din soluțiile finale găsite de algoritmul multi-obiectiv. În multe cazuri DM nu este un expert, astfel, acest pas nu este ușor pentru el. Prin înlocuirea dominării Pareto cu o relație de dominare echitabilă, în procesul de căutare, dimensiunea setului final de soluții poate fi redusă substanțial, ajutând astfel DM în ultimul pas.

Abordăm problema optimizării compunerii serviciilor web pe baza proprietăților *QoS* folosind conceptul de dominare *Lorenz*. Soluții *Lorenz* sunt echitabile și bine echilibrate. Prin urmare, o abordare echitabilă bazată pe o relație de dominare *Lorenz* ar putea simplifica alegerea DM. În acest scop, câțiva algoritmi de optimizare multi-obiectiv sunt ușor modificați detectarea soluțiilor echitabile. Soluțiile *Lorenz* reduc drastic numărul de soluții din setul Pareto și astfel costurile de decizie.

Algoritmul *L-NSGA2* are cele mai bune performanțe, ținând cont de indicatorii de calitate pentru algoritmi de optimizare multi-obiectiv, dar este și cel mai lent algoritm dintre cei testați. Metodele bazate pe DE reprezintă o alegere mai bună, în cazul problemelor complexe. Rezultatele numerice arată că dominarea *Lorenz* reduce substanțial setul final desoluții și astfel simplifică procesul de luare a unei decizii.

4.4 Algoritmi evolutivi pentru compunerea serviciilor web

Uni algoritmi de optimizare sunt mai buni decât alții, acest lucru depinde de natura și complexitatea problemei. În acest scop vom realiza o serie de teste comparative între algoritmi multi-obiectivi *NSGA2* [Deb et al., 2002], *SPEA2* [Zitzler et al., 2001], *MOEA/D* [Zhang and Li, 2007], *GDE3* [Kukkonen and Lampinen, 2005] și *POSDE* [Chang et al., 1999] pentru fluxuri de lucru de diferite complexități și servicii reale.

Mai multe servicii concrete (implementari) sunt disponibile pentru o anumită funcție sau serviciu abstract. Parametrii lor *Quality of Service (QoS)* nu se schimbă în timpul procedurii de optimizare. Aceasta este o ipoteză simplificatoare făcută de majoritatea abordărilor.

Fluxuri de lucru BPEL de complexitate diferită sunt generate aleator. Complexitatea este ajustată prin creșterea numărului de servicii abstracte de la 10 la 30. Un număr fix de servicii abstracte m este considerat pentru fiecare scenariu testat. Numărul de servicii concrete care ar putea realiza fiecare serviciu abstract n este variat de la 10 la 90. Atributele QoS pentru fiecare serviciu concret nu sunt generate aleator, ele reprezintă date măsurate pentru parametrii de servicii web reale și sunt luate dintr-o bază de date disponibilă online care conține mai mult de 2500 de servicii web reale (<http://www.uoguelph.ca/~qmahmoud/qws/>).

Pentru toate combinațiile de $m \in \{10, 20, 30\}$ servicii abstracte și $n \in \{10, 20, \dots, 90\}$ servicii concrete, valorile medii normalizate ale indicatorului Hypervolum arată că, în medie, toți algoritmi testați se comportă similar. Sunt considerate 50 de instanțe independente ale aceleiași probleme.

Toți algoritmi se comportă similar în raport cu indicatorul Hypervolum. Dacă considerăm un flux de lucru cu 10 servicii abstracte și 80 servicii concrete și analizăm deviația standard a mediei putem vedea că algoritmi *POSDE* și *NSGA2* sunt mai stabili/robuști decât ceilalți algoritmi. Acest lucru se întâmplă pentru toate combinațiile de servicii abstracte și concrete.

Am vrut să vedem dacă există o diferență statistică între seturile finale obținute de algoritmi testați. Deoarece datele nu urmează o distribuție normală s-a efectuat o analiză *Kruskal-Wallis* asupra valorilor Hypervolum obținute de fiecare metodă în 50 de rulări independente. Testele arată că există o diferență statistică între rezultatele algoritmilor. Am comparat individual fiecare algoritm cu ceilalți algoritmi folosind testul *Wilcoxon rank-sum*. Am compara fiecare algoritm bazat pe valorile medii Hypervolum și rezultatele testului Wilcoxon pentru $m \in \{10, 30\}$ servicii abstracte și $n \in \{30, 80\}$ servicii concrete. În general algoritmi *NSGA2*, *GDE3* și *POSDE* obțin rezultatele cele mai bune.

Capitolul 5

Detectarea evolutivă a echilibrelor în interacțiuni strategice

Teoria jocurilor încearcă să prezică rezultatul interacțiunii între agenți care interacționează. În ciuda scepticismului modelele din teoria jocurilor au caracterizat și a explicat o gamă largă de situații economice, biologice și politice. Când cineva încearcă să găsească o soluție pentru un joc înseamnă că încearcă să găsească echilibrul jocului - un joc este în echilibru în cazul în care agenții sunt mulțumiți cu strategia jucată și nu au nici un motiv să o schimbe.

5.1 Echilibrul Epsilon-Berge

Echilibrul ϵ -Nash [Radner, 1980] este o relaxare a raționalității stricte - în acest caz este suficient a fi aproape de echilibrul Nash. ϵ poate fi interpretat în mai multe moduri [Dumitrescu et al., 2009]: măsurarea incertitudinii alegerii unei strategii, un cost suplimentar pentru a atinge echilibrul dorit, sau o perturbare a raționalității jucătorilor.

Echilibrul Berge-Zhukovskii (textitBZ) citepZhukovskii1994 este un concept de soluție în care strategia fiecărui jucător este stabilă împotriva abaterilor celorlalți jucători. Acest echilibru poate fi o alternativă utilă pentru jocuri care au mai multe echilibre Nash, sau pentru jocuri în care echilibrul Nash nu asigură cel mai bun câștig pentru jucători (de exemplu, jocuri de încredere [Osborne, 2004]).

În această secțiune este prezentată o metodă de calcul pentru detectarea echilibrului ϵ -Berge-Zhukovskii ($\epsilon - BZ$). Principiul de bază este același ca în cazul ϵ -Nash: *epsilon* caracterizează o perturbare a strategiilor jucătorilor. O relație generativă este utilizată pentru găsirea echilibrului $\epsilon - BZ$, care induce un concept de non-dominare, utilizată într-un algoritm evolutiv multiobiectiv de optimizare pentru detectarea echilibrelor.

5.1.1 Echilibrul Epsilon-Berge-Zhukovskii

Echilibrul ϵ -Berge-Zhukovskii este inspirat din conceptul de ϵ -Nash. Relaxarea ϵ oferă o flexibilitate echilibrului standard Berge-Zhukovskii.

Definition 2 *Un profil de strategie $s^* \in S$ este echilibrul ϵ -Berge-Zhukovskii dacă inecuația*

$$u_i(s^*) \geq u_i(s_i^*, s_{N-i}) - \epsilon, \epsilon > 0$$

este valabilă pentru orice jucător $i = 1, \dots, n$, și $s_{N-i} \in S_{N-i}$.

Notăm cu BE_ϵ toate echilibrele ϵ -Berge-Zhukovskii a jocului.

5.1.2 Detectarea evolutivă a echilibrului Epsilon-BZ

Rezolvarea unui joc cu mai mulți jucători, în care jucătorii încearcă să-și maximizeze câștigul, are multe caracteristici comune cu problema de optimizare multiobiectivă. Pentru detectarea echilibrului ϵ -Berge-Zhukovskii orice algoritm bazat pe dominarea Pareto este potrivit. Singura modificare necesară este înlocuirea relației de dominare Pareto în operatorii s_s și s_v (dacă algoritmul folosește ordonarea Pareto pentru menținerea diversității) cu o relație de dominare pentru echilibrul $\epsilon - BZ - \prec_{B_\epsilon}$.

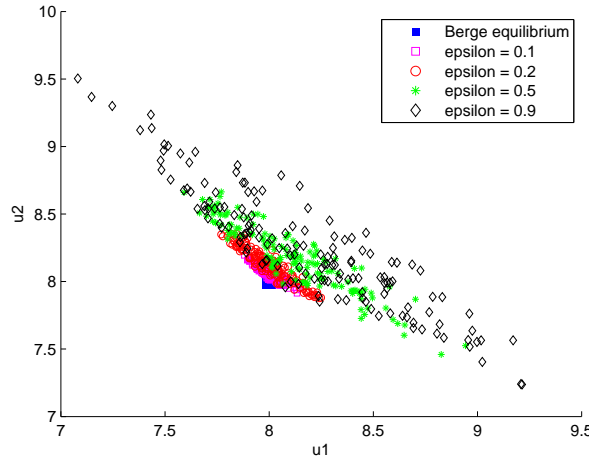


Figura 5.1: Câștigurile pentru jocul VCM, $\epsilon \in \{0, 0.1, 0.2, 0.5, 0.9\}$.

De exemplu, să considerăm jocul Voluntary Contribution Mechanism (VCM). Studii teoretice [Bochet et al., 2006] și experimentale [Fischbacher et al., 2001; Muller et al., 2008] sunt făcute cu privire la comportamentul jucătorului. Un model VCM este descris de jocul G_2 :

$$u_i(s) = 10 - s_i + 0.4 \sum_{i=1, n} s_i, s_i \in [0, 10], i = 1, \dots, n.$$

În acest joc echilibrul *BZ* înseamnă că toți jucătorii joacă strategia de 10, ceea ce înseamnă că dau tot pentru bunul public. Echilibrele ϵ -*BZ* detectate pentru versiunea cu doi jucători a jocului VCM sunt prezentate în figura 5.1.

5.2 Echilibrul Pareto-optimal Nash

Echilibrul *Nash* (NE) [Nash, 1951] are anumite limitări: dacă un joc are mai multe echilibre Nash o problemă de selecție poate să apară și nu oferă întotdeauna cele mai mare câștig. Rafinările echilibrului *Nash*, încearcă să rezolve aceste limitări: echilibrul Aumann [Aumann, 1959], echilibrul coalition proof Nash [Bernheim et al., 1987], echilibrul modified strong Nash [Ray, 1989; Gaskó et al., 2011], etc.

Echilibrul *Pareto-optimal Nash* este un rafinament al echilibrului Nash. Pentru o problemă cu multiple NE acesta selectează acel echilibru care este Pareto non-dominat în raport cu celelalte NE ale jocului. Propunem o metodă evolutivă pentru detecția acestui echilibru.

Definition 3 Fie $s^* \in S$ un profil de strategie aflat în echilibru Nash. s^* este un echilibru Pareto-optimal Nash, dacă nu există $s \in S$ astfel încât:

$$u_i(s) \geq u_i(s^*), \forall i \in N.$$

Pentru două profile de strategie $s^*, s \in S$ notăm cu $pn(s^*, s)$ numărul de strategii pentru care unii jucători pot beneficia dacă schimbă strategia.

Putem exprima $pn(s^*, s)$ ca:

$$pn(s^*, s) = \text{card}\{i \in N, u_i(s) > u_i(s^*), s \neq s^*\} + \\ + \text{card}\{i \in N, u_i(s_i, s_{-i}^*) > u_i(s^*), s_i^* \neq s_i\},$$

unde $\text{card}\{R\}$ denotă cardinalitatea mulțimii R .

Definition 4 Fie $s^*, s \in S$. Putem spune că strategia s^* este mai bună decât strategia s cu privire la echilibrul Pareto-optimal Nash, și putem scire $s^* \prec_{PN} s$, dacă și numai dacă inecuația

$$pn(s^*, s) < pn(s, s^*),$$

este îndeplinită.

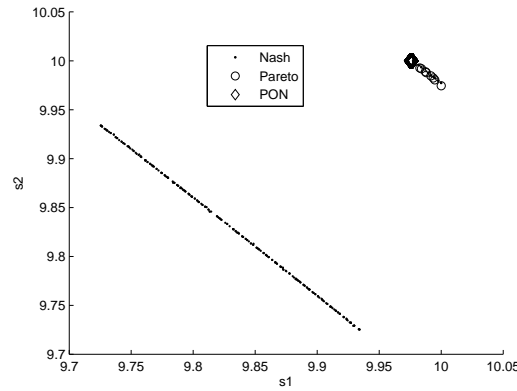


Figura 5.2: Strategiile detectate: frontul Pareto, echilibrul Nash și echilibrul Pareto-optimal Nash (Jocul G_2).

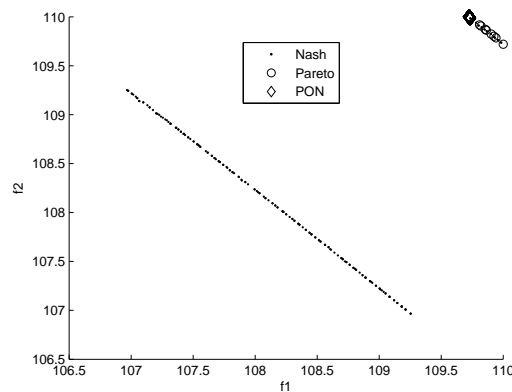


Figura 5.3: Câștigurile detectate: frontul Pareto, echilibrul Nash și echilibrul Pareto-optimal Nash (Jocul G_2).

Definiția 5 Profilul de strategie $s^* \in S$ este strategie nedominată Pareto-optimal Nash, dacă și numai dacă există nu profil de strategie $s \in S, s \neq s^*$ astfel încât s domină pe s^* cu privire la \prec_{PN} :

$$s \prec_{PN} s^*.$$

Pentru detectarea echilibrului Pareto-optimal Nash vom folosi un algoritm evolutiv bazat pe DE [Storn and Price, 1997], singura modificare necesară este înlocuirea relației de dominare Pareto în operatorii S_S și s_v , cu o relație de dominare pentru echilibrul Pareto-optimal Nash - \prec_{PN} . Parametrilor folosiți în experimentele numerice sunt: mărimea populației $n = 100$, numărul de generații=1000, $Cr = 0.7$, $F = 0.25$.

Pentru jocul cu doi jucători G_2 [Dumitrescu et al., 2010], având următoarele funcții de câștig:

$$\begin{cases} u_1(s_1, s_2) = s_1(10 - \sin(s_1^2 + s_2^2)), \\ u_2(s_1, s_2) = s_2(10 - \sin(s_1^2 + s_2^2)), \\ s_1, s_2 \in [0, 10]. \end{cases}$$

Strategiile obținute sunt reprezentate în Figura 5.2, câștigurile obținute sunt reprezentate în Figura 5.3. Echilibrul Pareto-optimal Nash reduce mulțimea de echilibre Nash.

5.3 Sub-Optimalitate

Vom studia interacțiunile strategice în care sunt impuse anumite constrângeri asupra strategiilor jucătorilor. Echilibrele detectate sunt identificate ca echilibre infra a jocului original. Echilibrele infra sunt caracterizate prin relații generative. Este propusă o metodă de calcul pentru detectarea lor.

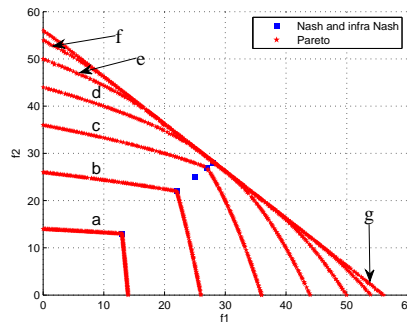


Figura 5.4: Câștigurile Infra Nash pentru mai multe cazuri: (a) $x_1, x_2 \in [0, 1]$; (b) $x_1, x_2 \in [0, 2]$; (c) $x_1, x_2 \in [0, 3]$; (d) $x_1, x_2 \in [0, 4]$; (e) $x_1, x_2 \in [0, 5]$; (f) $x_1, x_2 \in [0, 6]$; (g) $x_1, x_2 \in [0, 15]$.

Să considerăm un joc G și o situație strategică în care unul sau mai mulți jucători au unele constrângeri asupra strategiilor de joc. Aceste constrângeri pot să apară datorită costului de a alege strategia respectivă sau a altor constrângeri practice. Poate fi natural să se asocieze la un profil de strategie un cost care nu poate fi inclus în funcția de câștig.

5.3.1 Infra Jocuri

În cazul în care pentru un joc strategic G se impun anumite restricții se obține un joc G' pe care îl numim un *joc infra*. Putem considera situații în care NE al jocului face parte din spațiul strategiilor limitate. Dacă un echilibru Nash al jocului G este inaccesibil pentru G' se poate lua în considerare echilibrul jocului G' ca un alt tip de echilibru (sau situație stabilă).

Echilibrul Nash poate fi descris ca o mulțime de strategii nedominate cu privire la o relație generativă [Lung and Dumitrescu, 2008]. În această situație suntem interesați în aproximarea situațiilor de echilibru ale jocului G , pentru că unele dintre strategiile sale devin inaccesibile (datorită costului sau altor motive) sau sunt pur și simplu restricționate.

O idee este căutarea strategiilor Nash ale jocului G' . Dacă găsim o strategie nedominată accesibilă, iar această situație este stabilă, o putem considera ca reprezentând un echilibru *infra-Nash* al jocului G .

Prin impunerea unei serii de restricții cu privire la strategiile jocului G se poate obține o clasă de echilibre infra Nash. Echilibrul infra poate fi folosit la luarea deciziilor practice sau în situații economice.

Pentru a detecta un echilibru infra sunt considerate tehnici evolutive de optimizare multicriterială. Relația de dominare Pareto este înlocuită cu relația generativă a infra echilibrului. Sunt considerate versiuni simetrice și asimetrice ale jocului Cournot. Rezultatele obținute indică stabilitatea echilibrelor *infra-Nash* detectate. În toate cazurile, echilibrele infra tind spre echilibru Nash real (strategia în echilibru tinde la strategia jocului G).

În figura 5.4 se poate observa efectul restricției în spațiul câștigurilor. Șapte cazuri diferite sunt studiate. În versiune restrânsă a jocului Cournot fiecare firmă poate produce doar o cantitate restrânsă q_i . În fiecare caz restrâns, (a) - (d), echilibrul infra Nash ia valoarea maximă posibilă. Algoritmul găsește corect toate echilibrele infra.

Capitolul 6

Detectarea evolutivă a echilibrelor în jocuri dinamice

În general, atunci când optimizăm o problemă, caracteristicile sale nu se schimbă în timpul procesului de optimizare. Există multe probleme care nu au un comportament static. Dacă o problemă de optimizare își modifică caracteristicile în timp, atunci aceasta este considerată o *problemă dinamică*. Caracterul dinamic al problemei poate fi reflectat în schimbarea funcției de adecvare, constrângeri sau în problemă în sine [Yang et al., 2007].

În Teoria jocurilor, jocurile dinamice discrete surprind schimbările ca apar asupra parametrilor jocului (câștigurile). Un astfel de joc reprezintă un model de decizie mult mai realist. Într-un joc ne-cooperativ 'one-shot' jucătorii iau decizia, asupra strategiei kucate, în același timp - jocul constă doar dintr-un proces de luare a deciziilor. În unele cazuri, un joc static necooperativ este considerat un caz special al unui joc dinamic. Jocul dinamic reprezintă o noțiune mai complexă și mai realistă, cu multiple aplicații în economie, inginerie, etc.

Jocurile dinamice sunt modele matematice ale interacțiunilor între cei care iau decizia (jucători, agenți), adică cei care controlează un sistem dinamic [Haurie and Krawczyk, 2000]. Deși există multe studii legate de tehnici evolutive de optimizare pentru medii dinamice [Jin and Branke, 2005; Plessis and Engelbrecht, 2013; Cheng et al., 2013; Yang et al., 2012; Nguyen et al., 2012; Cruz et al., 2011], după cunoștințele noastre nu există în literatură adaptarea unui algoritm evolutiv pentru detectarea echilibrelor în jocuri dinamice.

6.1 Dynamic Equilibrium Tracking - abordarea propusă

Pentru a determina GNEs într-un mediu dinamic cu constrângeri un algoritm evolutiv pentru detectarea echilibrelor (EAED) [Suciu et al., 2013b] poate fi modificat prin adăugarea unui mecanism de urmărire și adaptare la schimbările mediului.

Detectarea echilibrului *Nash* într-un joc dinamic se va dace cu algoritmul ajutorul algoritmului Differential Evolution [Storn and Price, 1997]. Acest algoritm simplu și eficient necesită mai puține evaluări ale funcției de adecvare decât un algoritm evolutiv standard. Folosind relația generativă pentru a ghida căutarea spre *echilibrul Nash* numim metoda nouă *Dynamic Equilibrium Tracking Differential Evolution Algorithm* (DET-DE).

O individ santinelă din populație este utilizat pentru a detecta o schimbare în joc. Santinela este generată aleator la începutul căutării și nu se schimbă în timpul procesului evolutiv. În fiecare generație este evaluată funcția de adecvare a santinelei, dacă această valoare diferă de valoarea din generația precedentă înseamnă că a avut loc o schimbare în parametrii jocului. Pe baza vechilor și noilor valori algoritmul estimează amplitudinea schimbării și adaptează căutare. Algoritmul 4 prezintă principalii pași urmași de DET-DE.

6.1.1 Modelul Cournot simetric

Un model dinamic bazat pe jocul Cournot de timp discret poate fi ușor obținut prin inducerea modificării parametrului care controlează câștigul, valoarea lui b . În acest caz, parametrul de câștig este același pentru toți jucătorii. Astfel putem lua în considerare adăugarea unei perturbări normale la b , la fiecare epoca $j + 1$, conform ecuației (6.1). În acest caz $\phi(0, \sigma)$ reprezintă un număr aleator generat de o distribuție normală cu medie 0 și cu variație σ . Astfel σ controlează amplitudinea schimbării din perioada j la perioada $j + 1$.

Algorithm 4: Algoritmul Dynamic Equilibrium Tracking Differential Evolution (*DET-DE*)

```

1
2   Generează populația inițială de soluții ;
3   repeat
4     Crează o soluție candidat folosind operatorii DE (DE/rand/1/bin);
5     Evaluează soluția candidat (calculează funcția de adecvare pentru toți jucătorii);
6     if soluția candidat este mai bună (domină Nash) părintele then
7       Soluția candidat înlocuiește parintele în populație;
8
9     if se detectează o schimbare then
10      AAplică o mutație cu o probabilitate  $p_m$  și un pas adaptiv  $N(0, \sigma)$ ;
11      Crește  $F$  și descrește  $C_r$ ;
12
13
14 until până când este îndeplinită condiția de stop ;

```

$$b_{j+1} = b_j + \Phi(0, \gamma), \quad (6.1)$$

Experimentele numerice sunt realizate cu 2, 5, 10 jucători. Fiecare algoritm are o populație de $N = 100$ de indivizi, evoluată pentru $G = 10000$ generații (50 de epoci). După 200 de generații valoarea parametrului b se modifică (conform (6.1)), 200 de generații reprezintă o *epocă/perioda* pentru joc. Rulăm 10 de simulări independente pentru $\sigma = \{0.5, 1, 5\}$, $P_{min} = 0.01$, $P_{max} = 0,07$. Parametrii de bază pentru DE sunt: $C_r = 0.8$ și $F = 0.2$ (la fiecare schimbare F este setat la 0.5 și este redus în fiecare generație, cu 0.02 la 0.2).

Medie și deviația standard a câștigurilor pentru cea mai bună soluție găsită sunt calculate în fiecare epocă. Eroarea offline este calculată ca medie a distanței minime la echilibrul NE actual pentru fiecare generație. Un test statistic Wilcoxon rank test este efectuat pentru a determina dacă există o diferență statistică între valorile medii ale erorilor offline pentru DET-DE și AE-DE .

6.1.2 Jocul Cournot Simetric - Dinamică Predefinită

Până acum natura dinamică a jocului Cournot a constat în variația aleatoare a parametrului de câștig b . Dar ce se întâmplă dacă variația lui b este predefinită. Poate *DET-DE* să găsească o aproximare bună a echilibrului *Nash* ?

Dinamică spirală Pentru un joc de Cournot cu 2 jucători dinamica parametrilor b este descrisă de următoarele ecuațiile:

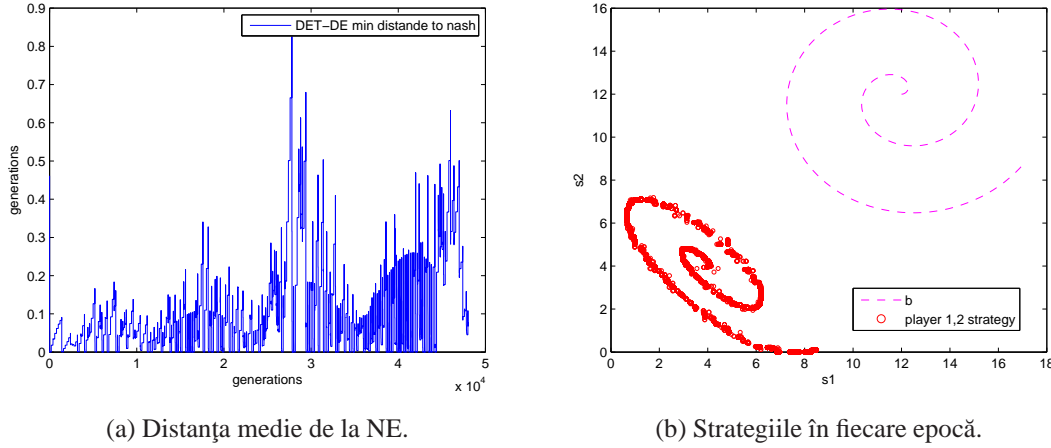
$$\begin{cases} b_1(t) = x \cos(x) + 10, \\ b_2(t) = x \sin(x) + 10, \end{cases} \quad (6.2)$$

unde $b_i(t)$ reprezintă valoarea parametrului de câștig la generația t pentru jucătorul i . Jocul este asimetric, deoarece parametrul de câștig este diferit pentru fiecare jucător.

Se poate observa că algoritmul *DET-DE* găsește echilibrul *Nash* în fiecare epocă, distanța medie euclidiană la NE este în general mai puțin de 0.4 în cazul jocului cu 2 jucători, figura ??.

6.2 Detectarea echilibrului Berge-Zhukovskii generalizat în medii dinamice

Ca și noțiune centrală în teoria jocurilor, echilibrul *Nash* [Nash, 1951] a fost studiat și numeroase metode pentru calcularea sau aproximarea lui au fost propuse. Alte tipuri de echilibre nu au beneficiat de așa mare atenție, unul din motivele fiind caracterul lor de a fi greu de rezolvat. O metodă computațională pentru detecția și pentru urmărirea mulțimii de echilibre Berge-Zhukovskii într-un cadru dinamic este prezentată în această secțiune.



(a) Distanța medie de la NE.

(b) Strategiile în fiecare epocă.

Figura 6.1: Dinamică spirală pentru jocul Cournot cu doi jucători: distanța medie de la echilibrul *Nash* și valorile lui b pentru fiecare epocă (Figurile 6.1a), strategiile pentru fiecare jucător și valorile lui b pentru fiecare epocă (Figure 6.1b).

Într-un joc generalizat necooperativ strategiile jucătorilor se modifică astfel: pentru toți jucătorii $i \in N$ textbfmulțimea strategiilor comune S este formatp prin $s = (s_1, \dots, s_n)$ unde $s_i \in K_i(e)$, $K_i : S \rightarrow \mathcal{P}(S_i)$.

O strategie s^* este un echilibru Berge-Zhukovskii (BZ), în cazul în care câștigul fiecărui jucător i nu scade luând în considerare orice abatere de la ceilalți $N - \{i\}$ jucători.

Importanța principală a echilibrului BZ poate fi observată în dileme sociale (dilema prizonierului, jocul centipede), în cazul în care cooperarea jucătorilor este esențială. Formal avem următoarea definiție:

Definition 6 Un profil de strategie $s^* \in S$ este echilibru Berge-Zhukovskii dacă inecuația

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

este satisfăcută pentru orice jucător $i = 1, \dots, n$, și $s_{N-i} \in S_{N-i}$.

6.2.1 Joc Dinamic

Jocul dinamic considerat este un joc Cournot simetric cu constrângeri. Considerăm următoarele constrângeri legate de cantitatea a bunurilor care urmează să fie fabricate (strategiile jucătorilor sunt interconectate):

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot s_i > u, \quad \alpha_i \in [0, 1], s_i \in [l_1, l_2], i = 1, \dots, n. \quad (6.3)$$

În cazul în care coeficienții α_i , $i = 1, \dots, n$ se schimbă în timp, se obține un model dinamic generalizat Cournot. Un model simplu, care poate fi utilizat este $\alpha_{i+1} \in U(0, 1)$ unde $U(0, 1)$ reprezintă un număr aleator distribuit uniform uniformă între 0 și 1. Orice altă variantă poate fi luată în considerare.

Considerăm 20 rulări independente pentru fiecare algoritm cu fiecare rulare constând din 50 de epoci. O populație de $N = 150$ de indivizi este considerată. Pentru algoritmi studiați valorile inițiale ale parametrilor sunt: $C_r = 0.8$ și $F = 0.2$. După 200 de generații (1 epocă) constrângerile jocului se schimbă prin generarea noilor valori α_i (după o distribuție uniformă). *DET-DE* este capabilă de a găsi o mai bună aproximare a echilibrului *BZ* decât algoritmul *AE-DE*.

Capitolul 7

Jocuri spațiale repetate

Interacțiunile din viața reală dintre jucătorii ce aparțin aceluiași grup sunt cel mai bine modelate cu ajutorul jocurilor repetate. Prin interacțiuni repetate jucătorii pot învăța de la adversarii lor acțiunile unui jucător pot influența cțiunile grupului și invers. De exemplu, pentru o populație de jucători care joacă un joc repetat unde toți jucătorii aleg strategia s^* , cel mai bun răspuns este de a imita ce face majoritatea. Populația este în echilibru dacă toți jucătorii joacă strategia s^* .

Într-un cadru evolutiv jucătorii sunt grupați împreună. În general structura spațială utilizată pentru a descrie interacțiunile dintre jucători este: latice, random-graphs, small world networks, scale-free graphs. Jocul dilema prizonierilor este utilizat pentru a modela interacțiunea dintre jucători. Acest joc prezintă diferența dintre interesul comun (cooperare) și interesul individual (ne-cooperare). În acest capitol studiem comportamentul jucătorilor din populații eterogenă, ce se întâmplă dacă jucătorii au preferințe diferite, dacă populația va converge la echilibrul Nash. Studiem dinamica din jocurile spațiale repetate și propunem un nou model bazat pe jocuri multidimensionale.

7.1 Dinamica unui joc Cournot spațial repetat

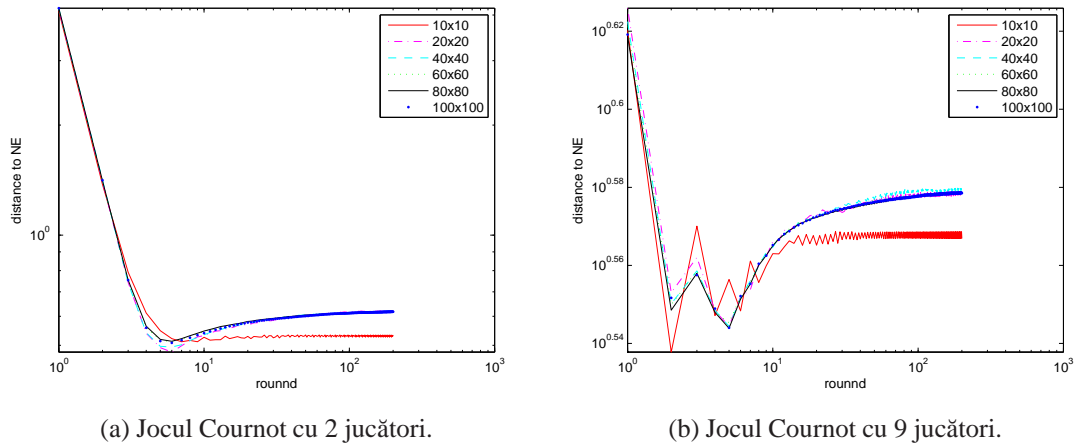
Studiem, dacă prin acțiuni repetate jucătorii converg către echilibrul Nash. Această problemă este similară cu problema implementării echilibrului Nash [Moore and Repullo, 1990] unde prin anumite reguli agenții, care interacționează între ei, sunt ghidați către echilibrul Nash. În cazul nostru structura spațială și regulile simple de schimbare a strategiilor ghidează jucătorii către o strategie apropiată de echilibrul Nash.

În modelul nostru interacțiunile dintre diferiții agenți economici sunt modelate cu ajutorul jocului Cournot. Acest joc modelează competiția dintre diferite firme care produc cantități diferite ale aceluiași produs. Rezultatul depinde de numărul de jucători/firme, costul de producție și cererea de piață. În experimentele noastre jocul poate fi jucat între 2 sau 9 jucători. Echilibrul Nash al jocului este $NE = \frac{a-c}{n+1}$.

Interacțiunile dintre jucători sunt descrise de o latice. Fiecare jucător având 8 vecini cu care joacă jocul Cournot pentru t runde. Jocul poate fi jucat cu toți vecinii simultan (versiunea de 9 jucători) sau cu fiecare vecin în parte (versiunea de 2 jucători). După fiecare rundă jucătorii își schimbă strategia (numărul de unități q_i produse), aceștia imită vecinul cu cel mai mare câștig.

Figura 7.1 prezintă distanța medie față de echilibrul Nash în fiecare rundă. Distanța medie față de echilibrul Nash este calculată pentru 20 de jocuri independente, pentru toți jucătorii din populație. Pentru versiunea cu 2 jucători echilibrul Nash al jocului $NE = 5$ iar pentru versiunea cu 9 jucători $NE = 1.6$. După cum se poate observa în primele 10 – 20 de runde populația converge către o strategie apropiată de echilibrul Nash după care se stabilizează la această valoare. Distanța medie este mai mică pentru populații cu număr mic de jucători, 100 de jucători - latice 10×10 , și crește odată cu numărul de jucători. Totodată această diistanță este mai mică pentru versiunea Cournot cu 2 jucători (Figura 7.1a) decât pentru Cournot cu 9 jucători (Figura 7.1b).

Jucătorii converg la o strategie apropiată de echilibrul Nash. Viteza de convergență la o stare stabilă este influențată de tipul jocului, pentru cazul cu 2 jucători aceasta este considerabil mai mică decât pentru versiune de 9 jucătorii.



(a) Jocul Cournot cu 2 jucători.

(b) Jocul Cournot cu 9 jucători.

Figura 7.1: Evoluția distanței medii față de echilibrul Nash în fiecare rundă, jocul este jucat pentru 200 de runde (rezultatele reprezintă media a 20 de jocuri independente și dimensiunea diferită a populației).

7.2 Dinamica interacțiunilor inter-grup

O problemă centrală în Teoria jocurilor evolutive [Fisher, 1930] este studiul emergenței cooperării. Teoria evolutivă Darwiniană clasică favorizează indivizii egoiști (ne-cooperatori). În ciuda acestui fapt jucătorii pot beneficia în urma unei atitudini cooperative.

Emergența cooperării este studiată doar pentru interacțiuni în interiorul aceluiași grup [Szabó and Fát, 2007]. Scopul nostru este de a studia interacțiunea între grupuri. Pentru aceasta propunem un model bazat pe hiper-grafe pentru a descrie interacțiunea între jucătorii din același grup și grupuri diferite. Pentru versiunea cu n jucătorii a jocului dilema prizonierilor un model de interacțiune bazat pe hiper-grafe este mult mai natural, acesta asigurând o flexibilitate mare.

7.2.1 Cooperarea inter-grup

Pentru reprezentarea modelului se utilizează o structură bazată pe hiper-grafe [Berge, 1985]. Un hiper-graf este o generalizare a noțiunii de graf - o muchie poate conecta mai multe noduri.

Definition 7 Fie $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ un set finit și $E = (E_i, i \in I)$ un subset din X , ce satisfac condițiile:

- $E_i \neq \emptyset, i \in I$;
- $\cup_{i \in I} E_i = X$.

Sistemul $H = (X, E)$ este un hiper-graf, unde X reprezintă setul nodurilor iar E este setul hiper-muchiilor [Berge, 1985].

Grupurile ce interacționează între ele sunt reprezentate de un hiper-graf unic. Nodurile aceleiași hiper-muchii reprezintă jucătorii ce aparțin aceluiași grup. Fiecare jucător poate juca 2 strategii: cooperare (Cooperate - C) sau ne-cooperare (Defect - D). Jocul dilema prizonierilor este jucat pentru un număr predefinit de runde. Strategia inițială a fiecărui jucător (C sau D) este inițializată aleator. Pentru a studia emergența cooperării inter-grup vom ignora interacțiunile dintre jucătorii aceluiași grup.

Într-o rundă fiecare jucător joacă dilema prizonierilor cu adversarii săi, aceștia fiind selectați după o anumită regulă. Această regulă nu se modifică pe parcursul unui joc. La sfârșitul fiecărei runde jucătorii își pot modifica strategia. Un jucător își păstrează strategia dacă aceasta îi aduce cel mai mare câștig, comparat cu vecinii săi. Un jucător care a pierdut va juca în runda următoare strategia vecinului cu câștigul cel mai mare.

Pentru un număr inițial mic de jucători inițializați cu strategia D cooperarea între grupuri are loc. Cooperarea este independentă de numărul de grupuri și de parametrul b . Pentru mai mult de 2 jucători ne-cooperatori grupurile nu vor coopera. Acest lucru se datorează dominanței strategiei D. Dacă un grup de cooperatori vor juca dilema prizonierilor cu un ne-cooperator acesta va câștiga jocul iar toți jucătorii vor adopta strategia D.

Tabela 7.1: Versiunea multidimensională a jocului dilema prizonierilor.

		Jucătorul 2	
		C	D
Jucătorul 1	C	$[(R, a_1); (R, a_2)]$	$[(S, c_1); (T, c_2)]$
	D	$[(T, b_1); (S, b_2)]$	$[(P, d_1); (P, d_2)]$

7.3 Jocuri multidimensionale repetate, importanța identității

Pentru a putea analiza interacțiunile strategice între jucători/agenți trebuie făcute câteva presupuneri simplificatoare [Osborne, 2004; Gintis, 2009]: jucătorii sunt raționali, cunosc regulile jocului și știu că și adversarii lor sunt raționali și cunosc regulile jocului. Singurul scopul unui jucător este de a-și maximiza câștigul. Creдем că acest lucru este parțial adevărat. Agenții reali, pe lângă câștig, iau în considerare și alte criterii: reputație, moralitate, etc. Aceste criterii surprind identitatea jucătorului, ponderea lor în decizia finală fiind mare și nu pot fi agregate împreună cu câștigul obținut. Modelele standard permit interacțiune între jucătorii cu același tip de raționalitate. O restricție nejustificată deoarece în lumea reală adversarii rar gândesc în același fel. Aceste modele sunt mult simplificate.

Scopul nostru este de a dezvolta un nodel care să depășească aceste limitări. Pentru aceasta studiem dilema prizonierilor în contextul jocurilor multidimensionale, jocuri în care câștigul este un vector. Jocul standard este extins prin adăugarea unui nou criteriu ce modelează identitatea jucătorului. În acest fel în procesul de luare a deciziei este implicat și un factor psihologic. Jucătorii reali sunt diverși, scopul nostru este de a permite interacțiunii între jucători cu raționalități diferite. Vrem ca agenții să convergă către o strategie cooperatoare fără influența exterioară.

7.3.1 Dilema prizonierilor multidimensională

Un model mult mai realist poate fi obținut dacă în luarea deciziei se țin cont și de alte criterii pe lângă câștigul obținut. Aceste criterii pot fi: moralitate, altruism, individualism, etc. Deoarece acestea nu sunt corelate, nu pot fi agregate împreună cu câștigul obținut. Prin introducerea acestor criterii în dilema prizonierilor obținem un model similar unei probleme de optimizare multi-obiectiv. Dar după cum am evidențiat aceste probleme, bazate pe dominarea Pareto, pot fi rezolvate pentru 2 – 4 obiective. Pentru simplitate modelăm criteriile menționate sub forma unui al 2-lea obiectiv în vectorul câștigurilor u_i . Acest obiectiv nu ia în considerare câștigul obținut, în acest fel identitatea unui jucător poate fi modelată.

Studiem emergența cooperării pentru versiunea multidimensională a jocului dilema prizonierilor.

Câștigul pentru versiunea multidimensională este prezentat în Tabelul 7.1. Câștigurile pentru primul criteriu (R, S, T , și D) sunt cele din versiunea standard a jocului. Câștigurile pentru cel de-al 2-lea criteriu ($a_1, a_2, b_1, b_2, c_1, c_2$ and d_1, d_2) corespund identității jucătorilor. O posibilă relație între obiective poate fi:

$$\begin{aligned} a_1 &> c_1 > d_1 > b_1, \\ a_2 &> b_2 > d_2 > c_2. \end{aligned} \quad (7.1)$$

În timp ce primul obiectiv favorizează strategia D, criteriul identitate este mai mare pentru strategia C - aceasta asigurând un câștig moral. Un jucător obține cel mai mare câștig când joacă strategia D împotriva unui cooperador, în acest caz criteriul identitate este mai mic. Echilibrul Nash pentru versiunea unicriterială este (D,D), cazul multidimensional nu are echilibru Nash.

7.3.2 Modelul spațial multidimensional

Emergența cooperării în jocuri spațiale repetate este adesea studiată în literatură [Nowak and Robert, 1992; Nowak et al., 2010; Axelrod, 2006; Szabó and Fátth, 2007]. Interacțiunea dintre jucători este modelată de o latică, jucătorii fiind elementele lăței. Strategia inițială este inițializată aleator, jocul fiind jucat pentru t runde. O posibilă regulă de modificare a strategiei este imitarea vecinului cu câștigul cel mai mare. Rezultatul unui astfel de joc este o populație în care fiecare jucător joacă strategia D.

Pentru experimentele noastre considerăm o latică $n \times n$ având 2^n jucători. În fiecare rundă aceștia joacă dilema prizonierilor multidimensională cu vecinii lor. După fiecare rundă strategia jucată este modificată:

a. Este calculat câștigul pentru fiecare jucător:

$$(u_1, u_2)_i = \left(\sum_{j=1}^8 u_{j,1}, \sum_{j=1}^8 u_{j,2} \right),$$

unde u_1 reprezintă câștigul actual iar u_2 este câștigul moral.

- b. Jucătorul i își compară câștigul cu cel obținut de vecini lui, dominarea Pareto este utilizată pentru a alege câștigul optim. Jucătorul i va adopta strategia vecinului ce domină Pareto vectorul câștigurilor sale.
- c. Dacă acești vectori sunt indiferenți, nu se domină între ei, sau există mai mulți vecini care domina Pareto vectorul câștigurilor jucătorului i , acesta alege aleator o strategie de joc.

Vrem să modelăm jucători cu identitate diferită. Pentru aceasta criteriul identitate este ponderat și va avea valoarea:

$$(u_1, u_2)_i = \left(\sum_{j=1}^8 u_{j,1}, \sum_{j=1}^8 \lambda \cdot u_{j,2} \right),$$

unde $\lambda \in [0, 1]$.

Spre deosebire de versiunea standard a dilemei prizonierilor pentru versiunea multidimensională se ajunge la cooperare. Acest lucru se întâmplă fără penalizarea jucătorilor sau intervenție din exterior. Când toți jucătorii au aceeași identitate rezultatul este cooperare, indiferent de valoarea câștigurilor (atât timp cât inegalitățile (7.1) sunt îndeplinite). Dacă jocul este jucat de o populație eterogenă, jucători cu identități diferite, agenții vor alege strategia care le reflectă identitatea.

Capitolul 8

Concluzii și dezvoltări viitoare

Aproape toate problemele de optimizare reale au mai multe obiective contradictorii care trebuie optimizate simultan. Algoritmii evolutivi de optimizare multi-obiectiv reprezintă o alegere bună pentru rezolvarea acestor probleme deoarece: sunt capabili să găsească o bună aproximare a frontului Pareto într-o singură rulare în timp ce forma sau proprietățile matematice ale frontului nu reprezintă dezavantaje. Algoritmii bazați pe conceptul de dominare Pareto sunt preferați în rezolvarea problemelor de optimizare multi-obiectiv, însă aceștia nu oferă performanțe bune pentru probleme cu număr mare de obiective (cu mai mult de 4 obiective).

Modelele din Teoria jocurilor au unele limitări când sunt aplicate în situații din viața reală. Ipotezele emise asupra jucătorilor sunt uneori prea dure, ex. toți jucătorii sunt raționali și cunosc regulile jocului. Jucătorii din viața reală nu iau decizia doar pe baza posibilului câștig. Pe lângă câștigul adus de o anumită strategie, în luarea deciziei jucătorii pot lua în considerare și alte obiective: moralitate, conștiința, etc. Principalul concept de soluție din Teoria jocurilor nu produce totdeauna cel mai bun rezultat, ex. jocul dilema prizonierilor. Sunt investigate alte concepte de echilibru.

8.1 Rezultate obținute

În capitolul 3 se propune un model de optimizare multi-populație bazat pe tehnici de descompunere, numit *Resonance Search*, pentru probleme cu un număr mare de obiective. Abordările bazate pe tehnici de descompunere reprezintă o alegere bună pentru rezolvarea acestor probleme deoarece este mult mai simplu să se rezolve mai multe probleme unicriteriale. Prin rezolvarea unei probleme de optimizare în acest fel este evitată creșterea exponențială a numărului de soluții odată cu creșterea numărului de obiective - prin descompunere doar regiunile preferate sunt explorate.

Resonance Search este un model flexibil bazat pe μ -populații și care folosește mai multe tehnici de descompunere. Fiecare populație caută compromisul ideal în zone diferite ale spațiului de căutare și evoluează izolat pentru un număr de generații. După k generații populațiile schimbă periodic indivizi pentru a promova diversitatea soluțiilor.

Sunt investigate, de asemenea, metodele de descompunere *augmented Tchebycheff*, *modified Tchebycheff* și L_p ca și alternative la *Weighted Sum* și *Weighted Tchebycheff* [Suciu et al., 2013a].

Conceptul de dominare Lorenz este studiat ca și alternativă la dominarea Pareto. Folosind Lorenz pentru a ghida se realizează o căutare a soluțiilor echitabile [Nagy et al., 2012a,b].

O problemă multi-obiectiv care apare adesea în domeniul Service Oriented Computing este compunerea serviciilor web pe baza indicatoriilor de calitate ai fiecărui serviciu. Majoritatea soluțiilor existente rezolvă această problemă printr-o abordare unicriterială. Capitolul 4 investighează această problemă cu ajutorul algoritmilor multi-obiectiv de optimizare [Pop et al., 2011; Suciu et al., 2012]. Se propune o tehnică de optimizare bazată pe metoda de descompunere *Tchebycheff* și care își adaptează parametrii F și C_r [Suciu et al., 2013c]. Se obține o performanță mai bună, când se folosește această metodă, pentru probleme de test și fluxuri ce descriu servicii web de complexitate mare.

Capitolul 5 investighează problema detecției echilibrelor jocurilor folosind o abordare evolutivă. Conceptul echilibrului ϵ -*Berge-Zhukovskii* este investigat. Acesta reprezintă o abordare flexibilă care aproximează echilibrul *Berge-Zhukovskii* - un concept de echilibru care oferă câștiguri mai bune, în special pentru

jocuri *trust games*. Se propune o metodă evolutivă pentru detectarea echilibrului ϵ -*Berge-Zhukovskii*. Experimentele numerice validează abordarea propusă.

Pentru jocuri ne-cooperative echilibrul Nash nu oferă totdeauna cea mai bună soluție. În cazul jocurilor cu mai multe echilibre Nash apare o problemă de selecție - care situație de echilibru este mai bună. Echilibrul *Pareto-optimal Nash* este o rafinare a echilibrului Nash. Se propune o metodă evolutivă pentru detectarea acestui echilibru [Gaskó et al., 2012]. Se investighează și problema detectării echilibrelor pentru jocuri în care se aplică anumite constrângeri strategiilor jucătorilor.

O problemă de optimizare/un joc poate să nu fie static - caracteristicile sale se pot schimba în timp. Capitolul 6 investighează problema detecției echilibrelor pentru jocuri dinamice folosind o abordare evolutivă [Suciú et al., 2013b, 2014; Gaskó et al., 2013]. Caracterul dinamic al jocului ridică câteva dificultăți: detectarea schimbărilor care pot apărea și ce să se facă atunci când acestea se produc. Se propune o metodă simplă, numită *Dynamic Equilibrium Tracking (DET-DE)* capabilă să găsească echilibrul unui joc dinamic. *DET-DE* folosește un mecanism simplu pentru a estima amplitudinea schimbării, parametrii algoritmului se modifică în funcție de această amplitudine.

Se introduce *problema generalizată Berge-Zhukovskii* și studiată într-un mediu dinamic. Folosind o relație generativă pentru echilibrul *BZ* metoda găsește echilibrul *general BZ*. Performanța metodei este evaluată cu ajutorul indicatorilor *Generational Distance* și *Inverted Generational Distance*.

Prin interacțiuni repetate jucătorii pot învăța de la adversarii lor, acțiunile unui jucător influențează acțiunile grupului. Interacțiuni locale în interiorul unui grup pot menține grupul într-o strategie diferită de echilibrul Nash. Capitolul 7 se ocupă de dinamica jocurilor spațiale repetate. Jocul economic Cournot este utilizat pentru a modela interacțiunile dintre jucătorii unui joc spațial repetat. Jucătorii, prin interacțiuni repetate, converg la o strategie apropiată de echilibrul Nash. Dimensiunea grupului nu afectează viteza de convergență, însă tipul de joc da. Distanța față de echilibrul Nash este mai mică pentru versiunea cu 2 jucători decât în cazul în care jocul este jucat simultan între 9 jucători.

Se propune un model bazat pe *hyper-grafe* pentru modelarea interacțiunii între diferite grupuri de jucători. Pentru jocul dilema prizonierilor cu n adversari, o versiune ce modelează interacțiunile cu ajutorul *hyper-grafelor* este mult mai naturală. Modelul propus asigură o flexibilitate mai mare.

Jocurile standard unicriteriale iau în considerare doar câștigurile agenților/jucătorilor. Cu toate acestea, în luarea deciziilor există mulți factori care joacă un rol important. Agenții reali iau în considerare și alte criterii, cum ar fi: moralitate, cooperare, altruism. Acești factori sunt greu de cuantificat și nu pot fi introduși în câștigul jucătorilor. Se propune un model ce include și identitatea agenților. Prin introducerea celui de-al doilea criteriu vrem să modelăm mai bine natura irațională a jucătorilor reali. Experimente numerice indică faptul că jucătorii joacă în funcție de identitatea lor.

8.2 Dezvoltări viitoare

Activitățile viitoare de cercetare vor lua în considerare extinderea modelului de optimizare multicriterial propus, *Resonance Search*, prin includerea altor tehnici de scalarizare și diferite topologii de schimb între populații. Alte probleme ce vor fi abordate: includerea preferinței utilizatorului sub forma vectorilor pondere, puncte preferință diferite pentru tehnicile de scalarizare, precum și reducerea obiectivelor redundante în problemele multicriteriale. Tehnicile de scalarizare sunt foarte sensibile la variația parametrilor de configurare ρ sau p for *augmented, modified Tchebycheff* sau L_p . Vom considera metode de adaptare a acestor parametri.

O altă direcție de cercetare va lua în considerare explorare inteligentă a spațiului de căutare pentru unele probleme dificile de optimizare multiobiectiv cu bazine locale foarte puternice. O astfel de abordare ar putea spori considerabil eficiența algoritmilor de optimizare.

Activitățile viitoare vor aborda detectare echilibrelor pentru alte jocuri dinamice decât cele deja testate. De asemenea, modalități mai eficiente de adaptare la schimbările de joc și de urmărire a echilibrului de joc vor fi investigate.

Jocurile multicriteriale repetate reprezintă un model mai realist pentru interacțiunile dintre diferiți jucători. Într-un joc astfel de joc apariția cooperării este corelată cu identitatea jucătorilor. Activitățile viitoare vor investiga modul în care topologia de interacțiune influențează apariția cooperării și rolul metodelor de pedepsire.

Bibliografie

- Aumann, R. J. (1959). Acceptable points in general cooperative n-person games. In Luce, R. D. and Tucker, A. W., editors, *Contribution to the theory of game IV, Annals of Mathematical Study 40*, pages 287–324. University Press. [Citat in paginile 7 and 22.]
- Axelrod, R. (2006). *The Evolution of Cooperation*. Perseus Books. [Citat in pagina 31.]
- Bahadori, S., Kafi, S., far, K. Z., and Khayyambashi, M. R. (2009). Optimal web service composition using hybrid GA-TABU search. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 9(1). [Citat in pagina 17.]
- Benders, J. F. (1962). Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems. *Numerische Mathematik*, 4(1):238–252. [Citat in paginile 4 and 13.]
- Berge, C. (1985). *Graphs and Hypergraphs*. Elsevier Science Ltd. [Citat in pagina 30.]
- Bernheim, B. D., Peleg, B., and Whinston, M. D. (1987). Coalition-proof Nash Equilibria I. Concepts. *Journal of Economic Theory*, 42(1):1–12. [Citat in paginile 7 and 22.]
- Bochet, O., Page, T., and Putterman, L. (2006). Communication and punishment in voluntary contribution experiments. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 60(1):11–26. [Citat in pagina 22.]
- Canfora, G., Di Penta, M., Esposito, R., and Villani, M. L. (2005). An approach for QoS-aware service composition based on genetic algorithms. In *Proceedings of the 2005 conference on Genetic and evolutionary computation*, pages 1069–1075. [Citat in pagina 17.]
- Chakhlevitch, K. and Cowling, P. I. (2008). Hyperheuristics: Recent developments. In *Adaptive and Multi-level Metaheuristics*, pages 3–29. Springer. [Citat in paginile 6 and 18.]
- Chang, C., Xu, D., and Quek, H. (1999). Pareto-optimal set based multiobjective tuning of fuzzy automatic train operation for mass transit system. *IEE Proceedings - Electric Power Applications*, 146(5):577–583. [Citat in pagina 19.]
- Cheng, H., Yang, S., and Cao, J. (2013). Dynamic genetic algorithms for the dynamic load balanced clustering problem in mobile ad hoc networks. *Expert Syst. Appl.*, 40(4):1381–1392. [Citat in pagina 25.]
- Coello Coello, C. A., Lamont, G. B., and Van Veldhuizen, D. A. (2007). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems (Genetic and Evolutionary Computation)*. Springer. [Citat in pagina 10.]
- Cruz, C., Gonzalez, J. R., and Pelta, D. A. (2011). Optimization in dynamic environments: a survey on problems, methods and measures. *Soft Comput.*, 15(7):1427–1448. [Citat in pagina 25.]
- Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A., and Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2):182–197. [Citat in pagina 19.]
- Deb, K., Thiele, L., Laumanns, M., and Zitzler, E. (2005). Scalable test problems for evolutionary multiobjective optimization. In Jain, L., Wu, X., Abraham, A., Jain, L., and Goldberg, R., editors, *Evolutionary Multiobjective Optimization*, Advanced Information and Knowledge Processing, pages 105–145. Springer Berlin Heidelberg. [Citat in pagina 14.]

- Dumitrescu, D., Lung, R. I., Gaskó, N., and Mihoc, D. T. (2010). Evolutionary detection of Aumann equilibrium. In *Proceedings of the 12th annual conference on Genetic and evolutionary computation, GECCO '10*, pages 827–828. ACM. [Citat in pagina 23.]
- Dumitrescu, D., Lung, R. I., and Mihoc, T. D. (2009). Generative relations for evolutionary equilibria detection. In *GECCO '09: Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation*, pages 1507–1512. ACM. [Citat in pagina 21.]
- Eiben, A. E., Hinterding, R., and Michalewicz, Z. (1999). Parameter control in evolutionary algorithms. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 3(2):124–141. [Citat in paginile 6 and 18.]
- Engau, A. and Wiecek, M. M. (2008). Interactive coordination of objective decompositions in multiobjective programming. *Management Science*, 54:1350–1363. [Citat in pagina 13.]
- Farina, M. and Amato, P. (2002). On the optimal solution definition for many-criteria optimization problems. In *Fuzzy Information Processing Society, 2002. Proceedings. NAFIPS. 2002 Annual Meeting of the North American*, pages 233–238. [Citat in paginile 3, 4, and 13.]
- Fischbacher, U., Gächter, S., and Fehr, E. (2001). Are people conditionally cooperative? evidence from a public goods experiment. *Economics Letters*, 71(3):397 – 404. [Citat in pagina 22.]
- Fisher, R. A. (1930). *The genetical theory of natural selection*. Oxford, England: Clarendon Press. [Citat in paginile 5 and 30.]
- Gaskó, N., Dumitrescu, D., and Lung, R. I. (2011). Modified strong and coalition proof Nash equilibria. An evolutionary approach. *Studia Universitatis Babeş-Bolyai, Series Informatica*, 56:3–10. [Citat in paginile 7 and 22.]
- Gaskó, N., Suciú, M. A., Lung, R. I., and Dumitrescu, D. (2012). Pareto-optimal Nash equilibrium detection using an evolutionary approach. *Acta Universitatis Sapientiae, Informatica*, 4(2):237–246. [Citat in paginile 6 and 34.]
- Gaskó, N., Suciú, M. A., Lung, R. I., and Dumitrescu, D. (2013). Dynamic Generalized Berge-Zhukovskii equilibrium detection. In Emmerich, M. e. a., editor, *A bridge between Probability, Set Oriented Optimization, and Evolutionary Computation (EVOLVE)*, pages 53–58. [Citat in paginile 6 and 34.]
- Gintis, H. (2009). *Game Theory Evolving: A Problem-Centered Introduction to Modeling Strategic Interaction*. Princeton University Press. [Citat in pagina 31.]
- Goette, L. and Meier, S. (2011). Can integration tame conflicts? *Science*, 334(6061):1356–1357. [Citat in pagina 6.]
- Haurie, A. and Krawczyk, J. (2000). An introduction to dynamic games. [Citat in paginile 3 and 25.]
- Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems*. MIT Press, Cambridge, MA, USA. [Citat in pagina 9.]
- Huband, S., Hingston, P., Barone, L., and While, L. (2006). A review of multiobjective test problems and a scalable test problem toolkit. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 10(5):477–506. [Citat in pagina 14.]
- Hughes, E. J. (2005). Evolutionary many-objective optimisation: many once or one many? In *Congress on Evolutionary Computation*, pages 222–227. [Citat in pagina 3.]
- Jin, Y. and Branke, J. (2005). Evolutionary optimization in uncertain environments - a survey. *IEEE Trans. on Evol. Computation*. [Citat in pagina 25.]
- Kathrin, K. and Tind, J. (2007). Constrained optimization using multiple objective programming. *Journal of Global Optimization*, 37:325–355. [Citat in pagina 4.]

- Kostreva, M. M. and Ogryczak, W. (1999). Linear optimization with multiple equitable criteria. *RAIRO - Operations Research*, 33(03):275–297. [Citat in pagina 14.]
- Kostreva, M. M., Ogryczak, W., and Wierzbicki, A. (2004). Equitable aggregations and multiple criteria analysis. *European Journal Of Operational Research*, 158(2):362–377. [Citat in pagina 14.]
- Kukkonen, S. and Lampinen, J. (2005). GDE3: the third evolution step of generalized differential evolution. In *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pages 443–450. [Citat in pagina 19.]
- Li, L., Cheng, P., Ou, L., and Zhang, Z. (2010). Applying multi-objective evolutionary algorithms to QoS-aware web service composition. In *Proceedings of the 6th international conference on Advanced data mining and applications - Volume Part II, ADMA'10*, pages 270–281, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag. [Citat in paginile 6, 17, and 18.]
- Lung, R. I. and Dumitrescu, D. (2008). Computing nash equilibria by means of evolutionary computation. *Int. J. of Computers, Communications & Control*, 6:364–368. [Citat in pagina 24.]
- Miettinen, K. (1999). *Nonlinear Multiobjective Optimization*, volume 12 of *International Series in Operations Research and Management Science*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht. [Citat in paginile 4 and 13.]
- Moore, J. and Repullo, R. (1990). Nash implementation: A full characterization. *Econometrica*, 58(5):1083–99. [Citat in pagina 29.]
- Muller, L., Sefton, M., Steinberg, R., and Vesterlund, L. (2008). Strategic behavior and learning in repeated voluntary contribution experiments. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 67(3-4):782–793. [Citat in pagina 22.]
- Nagy, R., Suci, M., and Dumitrescu, D. (2012a). Exploring Lorenz dominance. In *Proceedings of the 2012 14th International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing, SYNASC '12*, pages 254–259, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society. [Citat in pagina 33.]
- Nagy, R., Suci, M. A., and Dumitrescu, D. (2012b). Lorenz equilibrium: equitability in non-cooperative games. In *Proceedings of the fourteenth international conference on Genetic and evolutionary computation conference, GECCO '12*, pages 489–496, New York, NY, USA. ACM. [Citat in pagina 33.]
- Nash, J. (1951). Non-Cooperative Games. *The Annals of Mathematics*, 54(2):286–295. [Citat in paginile 3, 6, 10, 22, and 26.]
- Neri, F. and Tirronen, V. (2010). Recent advances in differential evolution: a survey and experimental analysis. *Artif. Intell. Rev.*, 33(1-2):61–106. [Citat in pagina 18.]
- Nguyen, T. T., Yang, S., and Branke, J. (2012). Evolutionary dynamic optimization: A survey of the state of the art. *Swarm and Evolutionary Computation*, 6(0):1 – 24. [Citat in pagina 25.]
- Nowak, M. A. and Robert, M. M. (1992). Evolutionary games and spatial chaos. *Nature*, 359:826 – 829. [Citat in pagina 31.]
- Nowak, M. A., Tarnita, C. E., and Antal, T. (2010). Evolutionary Dynamics in Structured Populations. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 365(1537):19–30. [Citat in pagina 31.]
- Osborne, M. J. (2004). *An Introduction to Game Theory*. Oxford University Press. [Citat in paginile 3, 5, 6, 21, and 31.]
- Parejo, J. A., Fernandez, P., and Cortes, A. R. (2008). QoS-aware services composition using tabu search and hybrid genetic algorithms. *Actas de los Talleres de las Jornadas de Ingeniería del Software y Bases de Datos*, 2(1):55–66. [Citat in pagina 17.]

- Plessis, M. and Engelbrecht, A. (2013). Differential evolution for dynamic environments with unknown numbers of optima. *Journal of Global Optimization*, 55:73–99. [Citat in pagina 25.]
- Pop, F. C., Pallez, D., Cremene, M., Tettamanzi, A., Suci, M. A., and Vaida, M. F. (2011). QoS-based service optimization using differential evolution. In *GECCO*, pages 1891–1898. [Citat in pagina 33.]
- Qin, A., Huang, V., and Suganthan, P. (2009). Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 13(2):398–417. [Citat in pagina 18.]
- Radner, R. (1980). Collusive behavior in noncooperative epsilon-equilibria of oligopolies with long but finite lives. *Journal of Economic Theory*, 22:136–154. [Citat in pagina 21.]
- Ray, D. (1989). Credible coalitions and the core. *International Journal of Game Theory*, 18(2):185–187. [Citat in paginile 7 and 22.]
- Rosenberg, R. S. (1970). Simulation of genetic populations with biochemical properties: Ii. selection of crossover probabilities. *Mathematical Biosciences*, 8(1&2):1 – 37. [Citat in pagina 3.]
- Ross, S. M. (2006). *Introduction to Probability Models, Ninth Edition*. Academic Press, Inc., Orlando, FL, USA. [Citat in paginile 6 and 18.]
- Sato, H., Aguirre, H. E., and Tanaka, K. (2006). Controlling dominance area of solutions and its impact on the performance of moeas. In *EMO*, volume 4403 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 5–20. Springer. [Citat in pagina 4.]
- Storn, R. and Price, K. (1997). Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization*, 11(4):341–359. [Citat in paginile 13, 23, and 25.]
- Suci, M., Cremene, M., and Dumitrescu, D. (2013a). Exploring some scalarization techniques for emoas. In *Proceeding of the fifteenth annual conference companion on Genetic and evolutionary computation conference companion*, GECCO '13 Companion, pages 99–100, New York, NY, USA. ACM. [Citat in paginile 6 and 33.]
- Suci, M., Cremene, M., Pop, F., and Dumitrescu, D. (2012). Equitable solutions in QoS-aware service optimization. In *Proceedings of the fourteenth international conference on Genetic and evolutionary computation conference companion*, GECCO Companion '12, pages 1537–1538, New York, NY, USA. ACM. [Citat in paginile 6 and 33.]
- Suci, M., Gaskó, N., Lung, R., and Dumitrescu, D. (2014). Nash equilibria detection for discrete-time generalized cournot dynamic oligopolies. In Terrazas, G., Otero, F. E. B., and Masegosa, A. D., editors, *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2013)*, volume 512 of *Studies in Computational Intelligence*, pages 343–354. Springer International Publishing. [Citat in paginile 6 and 34.]
- Suci, M., Lung, R. I., Gasko, N., and Dumitrescu, D. (2013b). Differential evolution for discrete-time large dynamic games. In *2013 IEEE Conference on Evolutionary Computation*, volume 1, pages 2108–2113. [Citat in paginile 6, 25, and 34.]
- Suci, M., Pallez, D., Cremene, M., and Dumitrescu, D. (2013c). Adaptive MOEA/D for QoS-based web service composition. In Middendorf, M. and Blum, C., editors, *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization*, volume 7832 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 73–84. Springer. [Citat in paginile 6 and 33.]
- Szabó, G. and Fáth, G. (2007). Evolutionary games on graphs. *Physics Reports*, 446(4-6):97–216. [Citat in paginile 6, 30, and 31.]
- Taboada, H., Espiritu, J., and Coit, D. (2008). Moms-ga: A multi-objective multi-state genetic algorithm for system reliability optimization design problems. *Reliability, IEEE Transactions on*, 57(1):182–191. [Citat in paginile 6 and 18.]

- Wada, H., Champrasert, P., Suzuki, J., and Oba, K. (2008). Multiobjective optimization of sla-aware service composition. In *Proceedings of the 2008 IEEE Congress on Services - Part I, SERVICES '08*, pages 368–375. IEEE Computer Society. [Citat in pagina 18.]
- Wagner, T., Beume, N., and Naujoks, B. (2007). Pareto-, aggregation-, and indicator-based methods in many-objective optimization. In *Proceedings of the 4th international conference on Evolutionary multi-criterion optimization, EMO*, pages 742–756, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag. [Citat in pagina 3.]
- Wang, Y., Cai, Z., and Zhang, Q. (2011). Differential evolution with composite trial vector generation strategies and control parameters. *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, 15(1):55–66. [Citat in pagina 18.]
- Wierzbicki, A. (1986). On the completeness and constructiveness of parametric characterizations to vector optimization problems. *Operations-Research-Spektrum*, 8:73–87. [Citat in pagina 13.]
- Yang, S., Jiang, Y., and Nguyen, T. T. (2012). Metaheuristics for dynamic combinatorial optimization problems. *IMA Journal of Management Mathematics*. [Citat in pagina 25.]
- Yang, S., Ong, Y.-S., and Jin, Y. (2007). *Evolutionary Computation in Dynamic and Uncertain Environments (Studies in Computational Intelligence)*. Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA. [Citat in paginile 6 and 25.]
- Yao, Y. and Chen, H. (2009). QoS-aware service composition using NSGA-II. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Interaction Sciences: Information Technology, Culture and Human, ICIS '09*, pages 358–363. ACM. [Citat in paginile 17 and 18.]
- Zeng, L., Benatallah, B., H.H. Ngu, A., Dumas, M., Kalagnanam, J., and Chang, H. (2004). Qos-aware middleware for web services composition. *IEEE Trans. Softw. Eng.*, 30:311–327. [Citat in pagina 17.]
- Zhang, Q. and Li, H. (2007). MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 11:712–731. [Citat in paginile 13 and 19.]
- Zitzler, E., Deb, K., and Thiele, L. (2000). Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results. *Evolutionary Computation*, 8(2):173–195. [Citat in pagina 14.]
- Zitzler, E., Laumanns, M., and Thiele, L. (2001). SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm for multiobjective optimization. In Giannakoglou, K. C., Tsahalis, D. T., Périaux, J., Papailiou, K. D., and Fogarty, T., editors, *Evolutionary Methods for Design Optimization and Control with Applications to Industrial Problems*, pages 95–100. International Center for Numerical Methods in Engineering. [Citat in pagina 19.]