UNIVERSITATEA BABEȘ-BOLYAI

REZUMATUL TEZEI DE DOCTORAT

# Optimizare în sisteme complexe cu ajutorul modelelor de inteligență computațională

*Student doctorand:*
Bándi Nándor

*Coordonator științific:*
conf. univ. dr. Gaskó Noémi

2026

# Cuprins


**1 Introducere** **1**
- 1.1 Motivație . . . 1
- 1.2 Obiective . . . 2
- 1.3 Contribuții . . . 2
- 1.4 Lista publicațiilor . . . 3

**2 Fundamente teoretice** **5**
- 2.1 Metode de optimizare . . . 6
  - 2.1.1 Clasificarea metodelor de căutare iterativă . . . 6
  - 2.1.2 Provocările tehnicilor de optimizare . . . 6
- 2.2 Hiper-euristici . . . 7
  - 2.2.1 Motivație . . . 7
  - 2.2.2 Clasificarea hiper-euristicilor . . . 8

**3 Modelul hiper-euristic propus** **9**
- 3.1 Modelul NMHH . . . 9
  - 3.1.1 Modelul propus . . . 10
  - 3.1.2 Experimente numerice . . . 11
  - 3.1.3 Concluzii . . . 12
- 3.2 Testarea secvențială a raportului de probabilitate în metode hiper-euristice . . . 12
  - 3.2.1 Cadrul propus . . . 13
  - 3.2.2 Experimente numerice . . . 13
  - 3.2.3 Rezultate . . . 13
  - 3.2.4 Concluzie . . . 13

**4 Aplicații** **14**
- 4.1 Aplicare la ajustarea hiperparametrilor . . . 14
  - 4.1.1 Definiția problemei . . . 14
  - 4.1.2 Cadru adaptat . . . 14
  - 4.1.3 Experimente numerice . . . 16
  - 4.1.4 Rezultate și concluzii . . . 16
- 4.2 Hibridizarea căutării la nivel hiper. Aplicarea la clasificarea nesupervizată. . . . 17
  - 4.2.1 Cadru îmbunătățit . . . 17
  - 4.2.2 Experimente numerice . . . 18
  - 4.2.3 Aplicarea la clasificarea nesupervizată . . . 18
  - 4.2.4 Concluzie . . . 19
- 4.3 Abordarea problemei localizării rețelelor de senzori . . . 20
  - 4.3.1 Experimente numerice și rezultate . . . 20

4.3.2 Concluzie . . . . . 20

**5 Concluzii** **21**

5.1 Contribuții și rezultate . . . . . 21

**Bibliografie** **24**

# Capitolul 1

# Introducere

În această teză prezentăm rezultatele cercetării noastre în domeniul tehnicilor de optimizare. Teza se concentrează pe prezentarea rezultatelor noastre în domeniul hiper-euristicilor. Prezentăm un model hiper-euristic inovator, diverse îmbunătățiri și câteva aplicații la probleme bine-cunoscute din învățarea automată și localizare. Metodologia de evaluare a modelului corespunde celei din literatura de specialitate, experimentele numerice fiind efectuate pe probleme de referință bine-cunoscute, astfel încât să se asigure semnificația statistică și echitatea. Rezultatele obținute evidențiază atât potențialul, cât și limitările abordării propuse. Rezultatele experimentale sugerează că modelul propus este capabil să se adapteze la probleme specifice și că calitatea soluției este limitată de calitatea euristicilor de nivel inferior și de numărul de iterații disponibile.

## 1.1 Motivație

Procesul de optimizare este esențial în multe domenii. Reducerea problemelor la o formulare matematică permite rezolvarea multor probleme. Calitatea soluției nu este limitată doar de complexitatea problemei și de resursele de calcul disponibile, ci și de eficiența algoritmului de optimizare ales pentru problema respectivă. Alegerea abordării adecvate pentru probleme complexe necesită de obicei cunoștințe aprofundate în domeniu și înțelegerea structurii problemei pentru a reduce spațiul de căutare la o dimensiune fezabilă. Această lucrare este motivată de faptul că orice îmbunătățire a procesului de optimizare poate avea un impact asupra calității soluției multor probleme. O direcție de îmbunătățire ar fi proiectarea automată a optimizatorilor, care poate diminua nevoia de expertiză aprofundată în domeniu. Găsirea abordării corecte de optimizare se face adesea prin încercare și eroare și folosind experiența anterioară. Metodele hiper-euristice au apărut ca direcție de cercetare menită să atenueze această problemă. Aceste metode explorează spațiul algoritmilor de optimizare în încercarea de a îmbunătăți rezultatele optimizării. Lucrarea a fost motivată și de faptul că hiper-euristicile pot fi eficiente chiar și considerînd teorema „no free lunch” în cazul special al luării în considerare a unui set restrâns de funcții obiectiv, așa cum este detaliat în [48].

O limitare importantă a metodelor hiper-euristice este că acestea pot necesita numeroase evaluări ale funcțiilor obiectiv pentru a găsi o configurație euristică performantă. Acest lucru poate fi problematic în scenarii în care evaluările funcțiilor sunt costisitoare, cum ar fi simulările cu intensitate de calcul ridicată. O altă provocare este găsirea unor strategii de căutare eficiente în spațiul algoritmic și definirea acestui spațiu astfel încât să rămână explorabil, dar suficient de expresiv.

## 1.2 Obiective

Obiectivele de cercetare stabilite au fost determinate de următorii factori: domeniul optimizării este vast, iar procesul de cercetare poate fi desfășurat eficient numai după o analiză aprofundată și o înțelegere temeinică a literaturii de specialitate existente. Un alt factor a fost identificarea lacunelor de cercetare din literatura de specialitate existentă și selectarea unei direcții de cercetare relevante. Cel mai important factor a fost contribuția cercetării inovatoare în direcția identificată, susținută de metodologii de evaluare și aplicații corecte. Obiectivele identificate sunt:

i) Identificarea lacunelor de cercetare din literatura de specialitate privind hiper-euristicile. Identificarea domeniilor de probleme care nu au fost încă abordate prin metode hiper-euristice. Căutarea aspectelor metodelor hiper-euristice actuale care pot fi îmbunătățite.

ii) Introducerea unei hiper-euristici noi bazate pe lacunele de cercetare identificate și posibilitățile de îmbunătățire.

iii) Realizarea de experimente și comparații cu metode actuale. Revizuirea metodologiei de evaluare a hiper-euristicilor utilizată în literatura de specialitate și efectuarea de experimente numerice bazate pe această metodologie.

iv) Îmbunătățirea metodei introduse pe baza experimentelor. Reflecție asupra rezultatelor și identificarea oportunităților de îmbunătățire.

v) Identificarea problemelor care pot beneficia de aplicarea abordării de optimizare hiper-euristică. Aplicarea metodei noi la probleme precum clasificare nesupervizată, ajustarea hiperparametrilor și probleme de localizare.

## 1.3 Contribuții

Această lucrare conține contribuții atât la cercetarea fundamentală, cât și la cea aplicată în domeniul hiper-euristicilor. Contribuțiile la cercetarea fundamentală includ propunerea unui model hiper-euristic inovator, menit să îmbunătățească expresivitatea și eficiența modelelor existente, precum și diverse îmbunătățiri aduse procesului de proiectare a euristicilor. Aceste contribuții au fost formalizate independent de orice domeniu de aplicare, ceea ce permite aplicarea lor generală. Modelul propus și îmbunătățirile au fost evaluate prin experimente numerice și în conformitate cu metodologia de evaluare sugerată de literatura de specialitate privind modele hiper-euristice.

- Propunerea unei noi hiper-euristici [16, 6]
  - Noua hiper-euristică: Hiper-euristica cu lanțuri Markov imbricate (NMHH)
  - Experimente numerice și comparație cu alte metode pe funcții de test
  - Analiza adaptabilității și eficienței metodei propuse
- Cercetarea eșantionării eficiente în hiper-euristici [14]
  - Integrarea testării secvențiale a raportului de probabilitate în NMHH

  - Experimente numerice efectuate pe un set extins de funcții de test
  - Compararea cu abordarea de eșantionare simplă, o altă hiper-euristică și meta-euristici

Această lucrare contribuie, de asemenea, la cercetarea aplicativă, cu scopul de a evalua validitatea modelelor propuse în contexte de probleme reale și de a studia limitele acestora. Modelul propus a fost aplicat la probleme precum clasificare nesupervizată, ajustarea hiper-parametrilor și localizarea rețelelor de senzori.

- Cercetare aplicativă privind ajustarea hiperparametrilor [15]
  - Adaptarea NMHH la ajustarea hiperparametrilor modelelor de clasificare
  - Experimente numerice pe seturi de date bine-cunoscute, comparație cu metode de ajustare bine-cunoscute
  - Analiza frontierei de eficiență
- Cercetare aplicativă privind clasificarea nesupervizată [5]
  - Hibridizarea căutării la nivel hiper
  - Aplicarea versiunii hibride la probleme de grupare
  - Experimente numerice pe probleme bine-cunoscute de clasificare nesupervizată și funcții de test
  - Compararea cu metode de clasificare nesupervizată bine-cunoscute
- Cercetare aplicativă privind problema localizării rețelelor de senzori [4]
  - Aplicarea NMHH la SNLP
  - Experimente numerice privind probleme sintetice de localizare de niveluri diferite de complexitate
  - Comparație cu metode bine-cunoscute de rezolvare a SNLP
  - Comparație cu abordarea euristică ajustată manual

Aceste contribuții se bazează pe publicații de cercetare originale [16, 6, 14, 15, 5, 4].

## 1.4 Lista publicațiilor

Publicațiile sunt clasificate conform regulilor Comisiei Naționale de Atestare a Titlurilor, Diplomelor și Certificatelor Universitare (CNATDCU). Lucrările de conferință au fost clasificate în conformitate cu clasamentul CORE, iar articolele în conformitate cu lista revistelor premiate UEFISCDI.

- **N. Bándi**, N. Gaskó. 2024. Nested Markov chain hyper-heuristic (NMHH): a hybrid hyper-heuristic framework for single-objective continuous problems. PeerJ Computer Science, volume 10, 10:e1785 doi: 10.7717/peerj-cs.1785
  *Indexat de Web Of Science,* ***Rank A*** *(lista UEFISCDI 2024),* ***8 puncte***

- **N. Bándi**, N. Gaskó, Hyperparameter Tuning of Classification Algorithms with a Hyper-heuristic Framework - the Nested Markov Hyper-Tuner, 37th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, (ICTAI 2025), Athens, Greece, November 3-5, pp. 951-957. doi: 10.1109/ICTAI66417.2025.00139
  *Indexat de IEEE, **Rank B** (ICORE 2026), **4 puncte***

- **N. Bándi**, N. Gaskó. A Hybrid Differential-Evolution-Based Approach to the Sensor Network Localisation Problem. Intelligent Systems Design and Applications, (ISDA 2023). Lecture Notes in Networks and Systems, vol 1048. pp. 50-61. Springer Nature Switzerland, doi: 10.1007/978-3-031-64650-8_5
  *Indexat de SCOPUS, **Rank C** (CORE 2023), **2 puncte***

- **N. Bándi**, N. Gaskó, Solving Continuous Optimization Problems with a New Hyperheuristic Framework. Machine Learning, Optimization, and Data Science, (LOD 2023). Lecture Notes in Computer Science, vol 14505, pp. 116-130. Springer Nature Switzerland, doi: 10.1007/978-3-031-53969-5_10 Print ISBN:978-3-031-53968-8
  *Indexat de Web Of Science, **Rank C**, **2 puncte***

- **N. Bándi**, N. Gaskó, Improved Nested Markov Chain Hyper-heuristic Framework. A Clustering Application. Artificial Intelligence Applications and Innovations, (AIAI 2025). IFIP Advances in Information and Communication Technology, vol 755, pp. 204-220. Springer Nature Switzerland, doi: 10.1007/978-3-031-96239-4_15
  *Indexat de SCOPUS, **Rank D** (ICORE 2026), **1 punct***

- **N. Bándi**, Improving the Nested Markov Chain Hyper-Heuristic (NMHH) Framework Efficiency Through Sequential Probability Ratio Testing, 2024 26th International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing (SYNASC), pp. 53-60, doi: 10.1109/SYNASC65383.2024.00022.
  *Indexat de IEEE, **Rank D**, **1 punct***

- **N. Bándi**, R. -B. Tunyogi, Z. Szabó, E. Farkas and C. Sulyok, Image-Based Volume Estimation Using Stereo Vision, 2020 IEEE 18th International Symposium on Intelligent Systems and Informatics (SISY), Subotica, Serbia, 2020, pp. 000055-000060, doi: 10.1109/SISY50555.2020.9217089.
  *Indexat de IEEE, **Rank D**, **0 puncte** (a treia publicație în categoria D)*

**Scorul publicațiilor:** ***18***

## Lucrări trimise

- N. Bándi, N. Gaskó, Z. Tasnádi, Generalisations of the node infiltration problem.

# Capitolul 2

# Fundamente teoretice

Procesul de identificare a opțiunii considerate cea mai bună dintr-un set de opțiuni disponibile se regăsește în numeroase domenii. Domeniul optimizării are ca scop formularea unei reprezentări matematice exacte a acestor procese. Reprezentarea exactă depinde de problema concretă, însă abordarea generală constă în definirea setului de soluții fezabile (spațiul de căutare) și a unei relații de „superioritate" între elementele acestuia. Fiecare algoritm de optimizare definește un proces de căutare pentru cea mai bună soluție în cadrul spațiului de căutare.

## Clasificarea problemelor de optimizare

Problemele de optimizare pot fi clasificate pe baza mai multor criterii, precum tipul spațiului de căutare, constrângerile soluției, tipul funcției obiectiv și determinismul.

**Discrete - continue** Din perspectiva spațiului de căutare, problemele pot fi considerate fie continue, fie discrete, fie o combinație a celor două. Problemele discrete pot fi clasificate în continuare în funcție de natura elementelor din spațiul de căutare discret. Unele probleme au în mod obligatoriu soluții întregi, iar altele sunt limitate la un spațiu de căutare binar. Problemele combinatoriale au adesea un spațiu de căutare mare, dar discret.

**Convex - neconvex** Submulțimea problemelor de optimizare considerate convexe are proprietatea că minimele lor locale coincid cu minimul global și sunt rezolvate mai ușor în comparație cu problemele neconvexe.

**Liniar - neliniar** Problemele de optimizare liniară (programare liniară) conțin doar relații liniare în cadrul obiectivului și al constrângerilor [22]. Problemele de optimizare liniară sunt convexe și pot fi rezolvate cu abordări care profită de această proprietate, cum ar fi metodele simplex sau ale punctului interior [22, 43]. Problemele neliniare conțin cel puțin un termen neliniar în obiectiv sau în constrângeri.

**Determinist - stohastic** Problemele pot fi clasificate și în funcție de determinism. Problemele stochastice conțin un grad de incertitudine în cadrul parametrilor, în timp ce problemele deterministice au domeniul și funcția obiectiv fixe. Exemple de abordări pentru rezolvarea problemelor de optimizare stohastice includ optimizarea robustă [8] și programarea stohastică [10].

## 2.1 Metode de optimizare

Abordarea rezolvării problemelor de optimizare variază în funcție de natura funcției obiectiv, de dimensiunea problemei și de resursele de calcul disponibile.

Obținerea directă a optimului exact este posibilă în cazul unui număr redus de probleme care au soluții analitice. Dacă abordarea prin soluție directă nu este posibilă din cauza dimensiunii problemei sau a lipsei unei soluții analitice, este necesară aproximarea iterativă a optimului.

Problemele complexe, neconvexe și neliniare pot fi rezolvate prin îmbunătățirea iterativă a unei soluții inițiale [45]. Punctele de pornire sunt alese aleatoriu sau pe baza cunoștințelor anterioare despre spațiul de căutare. Metodele bazate pe căutarea locală sunt sensibile la punctul inițial, deoarece acesta definește minimul local către care converg soluțiile. Repornirea multiplă a procesului de optimizare poate îmbunătăți gama de soluții finale [39].

Procesul de optimizare este oprit atunci când este îndeplinită cel puțin una dintre condițiile de oprire.

### 2.1.1 Clasificarea metodelor de căutare iterativă

Algoritmii de optimizare iterativă pot fi clasificați în funcție de strategia de căutare pe care o utilizează. Cele mai importante strategii sunt căutarea locală, metaeuristică și hibridă.

**Căutare locală** Operatorii de căutare locală explorează iterativ regiunea imediat învecinată soluției în fiecare iterație. Unii operatori evaluează punctele învecinate și aleg cel mai bun ca următorul pas, alții modelează forma obiectivului în jurul regiunii soluției curente și selectează cea mai promițătoare valoare învecinată [51].

**Căutare metaeuristică** Operatorii de căutare locală funcționează bine atunci când punctul inițial se află în regiunea minimului global. În orice alt caz, aceștia nu vor putea scăpa de regiunea minimului local pentru a ajunge la optimul global. Operatorii de căutare metaeuristică urmăresc să exploreze întregul spațiu de căutare fără a rămâne blocați în minime locale [41]. Această categorie de operatori este diversă. Unele abordări (cum ar fi algoritmul genetic, programarea genetică, evoluția diferențială) se bazează pe evoluția unei populații de soluții [59, 55]. Alte abordări sunt inspirate de fenomene fizice, cum ar fi recoacerea simulată sau algoritmul de căutare gravitațională [36, 50].

**Căutarea hibridă** Tehnicile hibride combină atât elemente de căutare locală, cât și metaeuristică, pentru a beneficia de avantajele acestora [56].

### 2.1.2 Provocările tehnicilor de optimizare

Procesul de optimizare este presărat cu provocări. Dimensiunea problemei, nedeterminismul și constrângerile de resurse trebuie toate luate în considerare pentru a rezolva o problemă. Anumiți algoritmi pot funcționa bine pentru anumite tipuri de probleme, dar nu și pentru altele. Găsirea algoritmului potrivit și a parametrilor acestuia pentru o problemă dată este adesea dificilă și se bazează pe metoda încercării și erorii.

**Teorema „No free lunch”** Teorema „No free lunch” (NFL) [60] afirmă că nu există niciun algoritm care să depășească orice alt algoritm atunci când se iau în considerare toate problemele de optimizare posibile.

**Bazine de atracție** Unele funcții obiectiv au multe minime locale care pot bloca procesul de optimizare într-o soluție suboptimă.

**Blestemul dimensionalității** Dimensiunea spațiului de căutare poate crește exponențial cu fiecare dimensiune suplimentară [7]. Dacă structura problemei nu permite excluderea efectivă a elementelor suboptimale ale spațiului de căutare la fiecare iterație, explorarea spațiului de căutare poate deveni problematică.

**Limitări de resurse** Procesul de optimizare este adesea constrâns de limitările resurselor disponibile. Problemele mari de optimizare necesită multe resurse de calcul și timp de calcul, care pot fi limitate de infrastructura disponibilă și de constrângerile de timp.

**Constrângeri ale soluției** Multe probleme impun constrângeri complexe asupra soluțiilor [37]. Satisfacerea acestor constrângeri poate fi dificilă dacă generarea acestor soluții nu se poate face într-un mod sistematic.

**Compromisul explorare-exploatare** La fiecare iterație din cadrul procesului de optimizare, operatorul de căutare poate fie să încerce să scape de bazinul de atracție a soluției curente, fie să îmbunătățească soluția curentă. Găsirea echilibrului potrivit pentru o problemă este dificilă fără cunoașterea prealabilă a structurii problemei [41].

## 2.2 Hiper-euristici

Literatura de specialitate conține numeroase algoritmi de optimizare și euristici, unii inspirați din natură, alții din fizică sau din alte fenomene. Găsirea abordării potrivite depinde adesea de specificul problemei și poate fi un proces laborios.

Recent, algoritmii hiper-euristici au stârnit un interes crescut, deoarece oferă o modalitate automată de selectare sau generare a euristicilor pentru probleme necunoscute [52]. Aceste abordări pot fi considerate ca fiind optimizarea procesului de optimizare. Selectarea sau generarea euristicilor produce un algoritm de optimizare specific problemei care, în multe cazuri, are performanță mai bună decât o singură euristică standard.

### 2.2.1 Motivație

Motivația pentru crearea hiper-euristicilor a apărut în anii 1960. Conform [28], combinația dintre diferite algoritmi de căutare a produs rezultate mai bune decât algoritmii simpli. Aceste tehnici de optimizare vizează automatizarea selecției, generării și evoluției euristicilor pentru a îmbunătăți procesul de optimizare. Deoarece hiper-euristicile păreau a fi un domeniu emergent în proiectarea algoritmilor, mai multe studii au surprins istoria hiper-euristicilor și cele mai importante direcții de cercetare [11, 13, 24].

Automatizarea proiectării și adaptării euristicilor este motivată de lipsa de eficiență a proiectării euristicilor specifice problemei și de dependența de expertiza în domeniu. Hiper-euristicile se pot adapta mai ușor la schimbările din definiția problemei.

Aceste metode vizează adaptarea automată la fiecare problemă aparte. Hiper-euristicile utilizează de obicei mai multe euristici, ceea ce poate îmbunătăți rezultatele în comparație cu bazarea pe o singură euristică.

### 2.2.2 Clasificarea hiper-euristicilor

Hiper-euristicile pot fi clasificate în funcție de mai multe criterii. Având în vedere modul în care se adaptează și aplică euristicile, acestea pot fi metode bazate pe selecție sau pe generare, așa cum se prezintă în [12]. Hiper-euristicile bazate pe selecție aleg cea mai potrivită euristică la fiecare pas de iterație. Aceste metode utilizează fie un mecanism de învățare, fie o strategie evolutivă pentru a selecta operatorii cei mai potriviți. În [40] este propusă o nouă taxonomie pentru optimizarea interactivă, în care există o interacțiune între utilizator și sistem.

În [18] sunt menționate patru categorii de selecție euristică. Abordările bazate pe metaeuristici utilizează Algoritmi Genetici [21], Recoacere Simulată [3], Căutarea Tabu [35] sau alte metaeuristici pentru procesul de selecție. Alte abordări utilizează învățarea prin întărire pentru selecția adaptivă. [34] utilizează algoritmul Conditional Markov Chain Search (CMCS) pentru o problema de programare binară bipartită (BBQP). Metodele de selecție de tip „greedy" evaluează preliminar toate euristicile și o aleg pe cea care are cea mai bună performanță la fiecare pas [21]. Metodele bazate pe învățare utilizează modele precum rețelele neuronale sau învățarea prin întărire [38].

Hiper-euristicile bazate pe generare creează euristici specifice pentru fiecare problemă aparte. Aceste metode se bazează pe tehnici de programare genetică pentru a crea noi euristici. Euristicile sunt exprimate ca programe executabile care pot fi adaptate și dezvoltate pentru a se potrivi cu problema respectivă.

În [25] este prezentată o nouă clasificare a hiper-euristicilor care extinde clasificarea propusă în [12]. În această nouă taxonomie sunt considerate șase proprietăți ale hiper-euristicilor: învățare bazat pe performanță, setul de euristici de nivel inferior, funcții obiectiv, tip soluții, selectarea soluțiilor și setarea parametrilor.

Hiper-euristicile pot utiliza fie euristici constructive, fie perturbative. Euristicile constructive sunt aplicate iterativ pentru a genera soluții în mod incremental, iar euristicile perturbative pornesc de la soluțiile existente și le îmbunătățesc.

Hiper-euristicile pot fi clasificate pe baza naturii mecanismului lor de adaptare sau de învățare. Abordările de învățare online își adaptează strategia în timpul procesului de rezolvare a problemelor. Aceste metode se bazează pe urmărirea performanței euristicilor individuale în timpul optimizării. Ele pot utiliza învățarea prin întărire sau memoria adaptivă.

Hiper-euristicile offline se pot baza pe informații referitoare la alte cazuri de probleme și la performanța istorică a euristicilor și configurațiilor. Aceste metode pot valorifica caracteristicile problemelor.

# Capitolul 3

# Modelul hiper-euristic propus

Acest capitol prezintă contribuția în domeniul hiper-euristicilor.

Secțiunea 3.1 prezintă modelul Nested Markov Chain Hyper-heuristic (NMHH); modelele descrise în această secțiune sunt asociate cu publicațiile originale [16, 6].

Secțiunea 3.2 descrie introducerea a testării secvențiale a raportului de probabilitate în procesul de acceptare hiper-euristic. Modelul descris în această secțiune este asociat cu publicația originală [14].

## 3.1 Modelul NMHH

Prezentăm un model hiper-euristic bazat pe lanțuri Markov imbricate. Deși au fost propuse mai multe abordări hiper-euristice, majoritatea se referă la probleme specifice de optimizare combinatorială; doar câteva sunt concepute pentru a rezolva probleme de optimizare numerică continuă. Există o lacună de cercetare în ceea ce privește modelele hiper-euristice care echilibrează rata de explorare-exploatare și ajustează parametrii operatorului în mod „online". O altă lacună de cercetare pe care o putem menționa este lipsa de generalitate a modelelor hiper-euristice propuse, majoritatea acestora încorporând cunoștințe specifice domeniului cu privire la o problemă specifică (de exemplu [30]).

Propunem un nou model hiper-euristic și prezentăm avantajele acestuia pentru problemele continue cu un singur obiectiv, precum și comparația cu o hiper-euristică binecunoscută și șase metaeuristici de ultimă generație. Noutatea abordării noastre constă în introducerea unui lanț Markov imbricat la nivelul de bază pentru căutarea operatorilor euristici cu cea mai bună performanță și a secvențelor acestora. La nivelul hiper se utilizează recoacerea simulată, care evoluează lanțul și parametrii operatorilor. În abordarea noastră, nivelul superior al lanțului Markov exprimă hibridizarea operatorilor de căutare globali și locali, iar nivelul inferior selectează automat secvențele de operatori cu cea mai bună performanță pentru problemă. Formularea generală a modelului permite, de asemenea, utilizarea altor operatori arbitrari. Modelul nostru poate fi utilizat pentru a obține rezultate bune de optimizare fără ca utilizatorul să aibă cunoștințe aprofundate în domeniu (specifice problemei). Limitările abordării noastre sunt similare cu cele ale altor hiper-euristici; găsirea configurațiilor și a echilibrului corecte ale operatorilor poate necesita numeroase evaluări ale funcției.

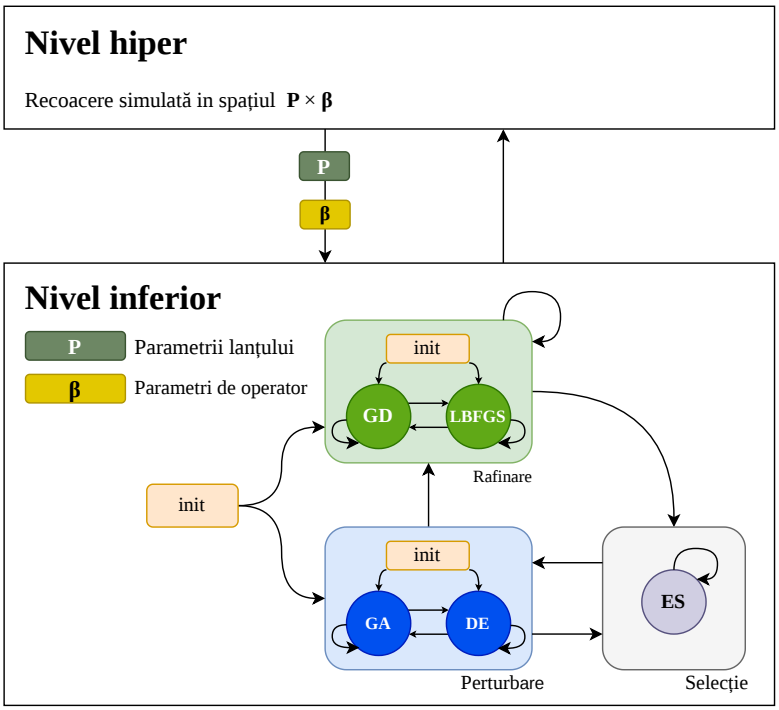



FIGURA 3.1: Structura modelului hiper-euristic. Nivelul de bază este utilizat pentru optimizarea problemei folosind un număr limitat de evaluări ale funcției. La acest nivel, un algoritm genetic (GA) și un operator de evoluție diferențială (DE) sunt utilizate în categoria de perturbare, un operator elitist (ES) în categoria de selecție, iar în categoria de rafinare sunt utilizate operatorii de coborâre de gradient (GD) și algoritmul Broyden, Fletcher, Goldfarb, Shanno cu memorie limitată (LBFGS). Nivelul hiper este utilizat pentru a ghida și îmbunătăți nivelul de bază.

### 3.1.1 Modelul propus

Structura modelului hiper-euristic propus este prezentată în Figura 3.1. Abordarea se bazează pe două niveluri. Nivelul de bază (inferior) optimizează problema, pornind de la o populație de soluții și un număr limitat de evaluări ale funcției pentru fiecare candidat. Nivelul hiper ghidează și îmbunătățește nivelul de bază. Nivelul hiper explorează spațiul algoritmic prin identificarea secvențelor de operatori și a parametrilor de operatori cu cea mai bună performanță prin intermediul recoacerii simulate. Nivelul de bază efectuează optimizarea în conformitate cu secvența de operatori modelată de un lanț Markov imbricat. Primul strat modelează tranzițiile dintre operatorii de perturbare, selecție și rafinare, iar al doilea strat modelează secvențele de operatori din fiecare categorie.

Abordarea noastră conține un algoritm genetic (GA) și un operator de evoluție diferențială (DE) în categoria perturbare și un selector elitist (ES) în categoria selecție. Ea încorporează o categorie de rafinare care conține operatorii de coborâre a gradientului (GD) și algoritmul Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno cu memorie limitată (LBFGS) care efectuează căutarea locală. În acest fel, nivelul de bază este parametrizat astfel încât să poată exprima un continuum între explorare și exploatare.

La fiecare etapă, se efectuează un număr semnificativ din punct de vedere statistic de evaluări la nivelul de bază, iar indicatorul de performanță este reprezentat de mediana plus

intervalul intercuartilic al costurilor. Următorul pas în spațiul de proiectare se face prin perturbarea punctului anterior cu un factor de zgomot distribuit normal, scalat în funcție de limitele parametrilor. Avantajul acestei formalizări constă în expresivitatea nivelului de bază, deoarece permite selectarea și combinarea seturilor de operatori care au roluri diferite (explorare, exploatare, selecție).

Modelul poate funcționa bine în setări de dimensiuni mari, deoarece poate găsi iterativ echilibrele dintre operatorii de explorare și exploatare.

**Evoluția populației** Toți operatorii din categoria perturbare generează o nouă populație de candidați. Operatorii din categoria rafinare efectuează o căutare locală iterativă pornind de la aceste soluții. Operatorul de selecție elitistă selectează apoi punctele cu cea mai bună performanță din populațiile vechi și noi pentru a deveni generația următoare. Toate punctele perturbate care ajung în bazinul de atracție al unei soluții mai bune sunt selectate în generația următoare atunci când operatorii de rafinare iterează punctele mai aproape de acești atractori și operatorul ES le selectează.

### 3.1.2 Experimente numerice

Rezultatele experimentelor numerice efectuate au fost comparate cu metaeuristicile de ultimă generație și cu o altă hiper-euristică recentă (CUSTOMHyS) care încorporează mai mulți operatori metaeuristici de ultimă generație.

#### Funcții de referință

Pentru experimentele numerice, am utilizat șase funcții de referință continue binecunoscute: Rastrigin, Rosenbrock, Styblinski Tang, Schweffel 2.23, Trid și Qing. Dimensionalitatea, convexitatea, separabilitatea și multimodalitatea funcțiilor au fost variate pentru a evalua performanța în diferite setări.

#### Rezultate și discuții

Rezultatele indică o diferență considerabilă între abordările hiper-euristice și cele metaeuristice standard.

Pentru majoritatea problemelor (Qing, Rosenbrock, Styblinski Tang, Trid), NMHH a depășit toate metaeuristicile și CUSTOMHyS. În cazul problemelor Rastrigin și Schwefel 2.23, care au optimul în origine, SMA, AEO și BRO au găsit minimul global în toate cazurile de testare, sugerând o tendință către soluții în origine. Experimentele au fost repetate cu optimul deplasat din origine, toate celelalte setări experimentale rămânând neschimbate. În cazul deplasat, SMA, AEO și BRO nu sunt capabile să găsească optimul deplasat, iar rezultatele lor sunt mai slabe. Rezultatele NMHH nu sunt afectate de această deplasare, ceea ce indică faptul că metoda este stabilă. NMHH a găsit cea mai bună soluție în 65,6% din cazurile de testare. Aceste rezultate indică faptul că, în multe cazuri, abordarea noastră poate depăși metaeuristicile de ultimă generație și hiper-euristica de selecție investigată.

**Test de ablație** Pentru a evalua importanța fiecărei categorii din cadrul sistemului, a fost efectuat un test de ablație. Au fost analizate două versiuni ablate. SA-REFINE reprezintă

versiunea NMHH care deplasează echilibrul explorare-exploatare în întregime către exploatare prin eliminarea categoriei perturbare. În mod similar, SA-PERTURB reprezintă versiunea NMHH care deplasează acest echilibru în întregime către explorare prin eliminarea categoriei rafinare. Rezultatele indică faptul că ambele categorii de operatori au un impact pozitiv asupra performanței generale a NMHH. Categoria de rafinare are un rol mai important în comparație cu categoria de perturbare, deoarece eliminarea acesteia duce la o scădere mai mare a performanței. În ceea ce privește timpul de calcul, SA-REFINE se dovedește a fi cel mai lent, deoarece se bazează pe calcule de gradient. NMHH este mai rapid și mai stabil decât SA-REFINE, dar este mai lent decât SA-PERTURB în toate dimensiunile. Aceste rezultate arată că găsirea echilibrului corect între explorare și exploatare este într-adevăr necesară pentru a îmbunătăți performanța optimizării.

### 3.1.3 Concluzii

În această secțiune am propus un nou cadru hiper-euristic (NMHH) cu două inovații principale: utilizarea unui lanț Markov imbricat pentru a modela distribuții complexe de operatori și căutarea echilibrului între explorare și exploatare în acest spațiu prin echilibrarea categoriei de căutare locală iterată cu operatorii exploratori metaeuristici. Experimentele numerice efectuate pe probleme de referință continue în dimensiuni ridicate confirmă eficacitatea abordării propuse. Rezultatele arată că NMHH a dezvoltat secvențe de operatori și a găsit rata de explorare-exploatare care a depășit metaeuristicile de ultimă generație și hiper-euristica CUSTOMHyS în 65,6% din cazuri în contextul de dimensiuni ridicate.

## 3.2 Testarea secvențială a raportului de probabilitate în metode hiper-euristice

Eficacitatea metodelor hiper-euristice este limitată de numărul de configurații de proiectare de nivel de bază care pot fi evaluate. Evaluările sunt de obicei limitate de constrângeri de calcul, precum numărul de evaluări ale funcției disponibile sau timpul de calcul. Este important ca aceste resurse să fie utilizate în mod eficient pentru a îmbunătăți rezultatele. O modalitate de a reduce costurile de calcul este implementarea unei metode eficiente de eșantionare care reduce numărul de evaluări ale funcției.

Testarea secvențială este o tehnică bine-cunoscută, cu o bogată istorie de aplicații în multe domenii [31, 58]. Ideea de a opri procesul de eșantionare în momentul în care se atinge un nivel suficient de încredere pentru acceptarea unei ipoteze se poate dovedi utilă atunci când eșantionarea este costisitoare.

Această secțiune prezintă rezultatele introducerii eșantionării secvențiale în etapa de eșantionare de performanță asociat fazei de proiectare a hiper-euristicii, o abordare care poate fi generalizată și la alte metode hiper-euristice care utilizează, de asemenea, eșantionarea performanței. Pentru a demonstra posibila îmbunătățire a performanței care poate fi obținută folosind abordarea propusă, se utilizează cadrul hiper-euristic al lanțului Markov imbricat (NMHH) [16]. Această secțiune propune o reducere a numărului de evaluări ale funcției necesare pentru a găsi acest echilibru și proiectarea euristică potrivită.

### 3.2.1 Cadrul propus

Modelul propus se bazează pe NMHH, un model care utilizează un lanț Markov imbricat în procesul de proiectare euristică.

Numărul de eșantioane utilizate poate fi redus prin utilizarea testării secvențiale și oprirea timpurie atunci când o ipoteză poate fi acceptată cu un nivel rezonabil de încredere. Procesul de eșantionare este oprit de îndată ce există dovezi suficiente că punctul de proiectare curent nu este mai bun decât cel mai bun de până acum. Această abordare permite testarea mai multor puncte de proiectare cu același buget de evaluare a funcției.

### 3.2.2 Experimente numerice

Experimentele numerice au fost efectuate prin compararea rezultatelor hiper-euristice pe 12 probleme de referință continue standard. Acestea diferă în ceea ce privește convexitatea, separabilitatea și multimodalitatea.

### 3.2.3 Rezultate

Abordarea propusă (SPRT-NMHH) a obținut cel mai mare scor în 93% din cazurile de testare. A doua abordare cu cea mai bună performanță este NMHH, care a depășit toate metaeuristicile și CUSTOMHyS în 74% din dimensiuni. Algoritmii AEO, SMA, BRO au avut toți performanțe remarcabile, independent de numărul de dimensiuni, în cazul Rastrigin, Schwefel223, Sphere și SumSquares.

Aceste rezultate se datorează faptului că aceste obiective au optimul lor în origine, așa cum se arată în subsecțiunea 3.1.2. Atât NMHH, cât și SPRT-NMHH au performanțe bune pe funcția Sphere. Acest lucru se explică prin faptul că operatorul LBFGS este capabil să modeleze obiectivul cu precizie și să minimizeze la fiecare pas.

### 3.2.4 Concluzie

Această secțiune propune îmbunătățirea procesului de eșantionare a performanței hiper-euristice. Testarea ipotezelor cu dimensiune fixă a eșantionului este înlocuită cu eșantionarea secvențială (SPRT) pentru a respinge configurațiile euristice cu performanțe mai slabe cât mai repede posibil și pentru a reduce numărul total de eșantioane de performanță necesare. Testarea numerică a fost efectuată pe funcții de referință bine-cunoscute, iar metoda propusă (SPRT-NMHH) a fost comparată cu versiunea cu dimensiune fixă a eșantionului (NMHH), cu o altă hiper-euristică (CUSTOMHyS) și cu șase metaeuristici. Au fost luate în considerare atât problemele cu dimensiuni reduse, cât și cele cu dimensiuni mari. Testul statistic Wilcoxon de sumă a rangurilor a fost utilizat pentru a compara metodele. Metoda propusă (SPRT-NMHH) a depășit toate celelalte metode, luând în considerare toate problemele, în 93% din cazurile de testare analizate. Aceste rezultate indică faptul că eșantionarea secvențială poate reduce numărul de eșantioane de performanță necesare și poate îmbunătăți rezultatele generale. Se propune ca direcție de cercetare viitoare investigarea efectului parametrilor de semnificație $\alpha, \beta$ și a dimensiunii maxime a eșantionului $max_s$ asupra performanței generale.

# Capitolul 4

# Aplicații

Acest capitol prezintă aplicații ale modelului propus la probleme concrete.

Secțiunea 4.1 descrie adaptarea hiper-euristicii cu lanțuri Markov imbricate la problema ajustării hiperparametrilor. Rezultatele prezentate în această secțiune sunt asociate cu publicația originală [15]. Secțiunea 4.2 prezintă o strategie hibridă de căutare la nivel hiper și aplicarea modelului la clasificare nesupervizată. Rezultatele prezentate în această secțiune sunt asociate cu publicația originală [5].

Secțiunea 4.3 abordează problema localizării rețelelor de senzori cu o abordare euristică configurată manual și proiectată automat. Rezultatele prezentate în această secțiune sunt asociate cu publicația originală [4].

## 4.1 Aplicare la ajustarea hiperparametrilor

Această secțiune prezintă rezultate asociate adaptării modelului hiper-euristic propus la problema ajustării hiperparametrilor.

Această direcție constituie o explorare a puterii hiper-euristicilor în contextul învățării automate, în special în clasificarea datelor.

Deși există o vastă literatură pe această temă, datorită complexității problemei și naturii diferite a algoritmilor de clasificare, noii algoritmi de optimizare a hiperparametrilor pot îmbunătăți în continuare precizia algoritmilor de clasificare existenți.

Obiectivul principal al acestei secțiuni este de a studia o adaptare a cadrului hiper-euristic propus (NMHH), numită Nested Markov Hyper-Tuner (NMHT).

### 4.1.1 Definiția problemei

Optimizarea (sau ajustarea) hiperparametrilor este o sarcină esențială în învățarea automată, având o importanță enormă în creșterea performanței modelelor pentru probleme concrete. Comportamentul și performanța majorității modelelor de învățare automată depind de anumiți parametri și alegeri definite înainte de antrenare. Găsirea configurației potrivite a modelului este esențială, dar destul de costisitoare, deoarece fiecare evaluare necesită antrenarea modelului.

### 4.1.2 Cadru adaptat

Cadrul studiat este o adaptare a NMHH, modelul hiper-euristic pe care l-am prezentat în secțiunea 3.1. Datorită complexității ridicate a spațiului de căutare (nediferențiabil, black

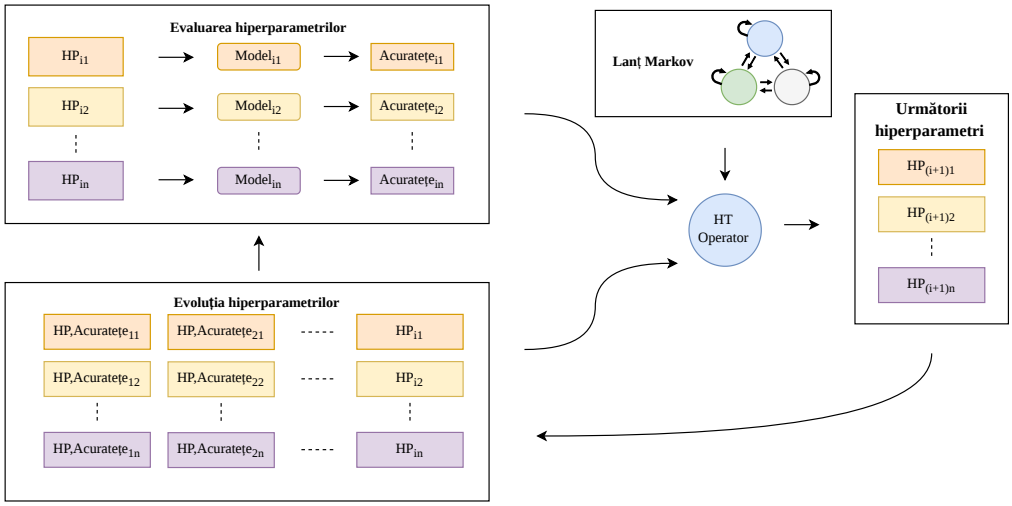



FIGURA 4.1: Fluxul de optimizare a hiperparametrilor la nivelul de bază. Lanțul Markov definește secvența operatorilor. Fiecare operator generează următoarea populație de hiperparametri pe baza istoricului parametrilor.

box), operatorii bazați pe gradient din categoria rafinare au fost înlocuiți cu operatori bazați pe optimizarea bayesiană.

### Arhitectură

Cadrul respectă arhitectura generală a cadrelor hiper-euristice. Nivelul hiper începe cu o configurație aleatorie în spațiul $\beta \times P$ și o îmbunătățește iterativ prin intermediul metodei de recoacere simulată. Operatorul de recoacere simulată perturbă configurația pentru a o îmbunătăți iterativ, inițial prin explorare și ulterior prin exploatare. Nivelul de bază menține o populație de soluții care sunt inițiate aleatoriu la fiecare pas hiper-euristic. Fiecare operator acționează asupra populației și produce următoarea generație de soluții. Acesta aplică operatorii în conformitate cu lanțurile Markov configurate la nivelul hiper pentru un număr limitat de evaluări ale funcției, așa cum este ilustrat în Figura 4.1. Istoricul căutării hiperparametrilor este păstrat și pus la dispoziția operatorilor bazați pe optimizarea bayesiană pentru a crea și îmbunătăți modelul surogat. Performanța configurației este transmisă către nivelul superior și înregistrată în istoricul hiperparametrilor. Matricile de tranziție sunt constrânse pentru a evita operațiunile nevalide, cum ar fi selecțiile multiple consecutive. Formularea de optimizare permite exprimarea atât a algoritmilor bazati pe populație, cât și a algoritmilor cu soluție unică. Spațiul de căutare la nivelul hiper permite căutarea echilibrului optim între categoriile de operatori (cum ar fi echilibrul dintre explorare și exploatare) și parametrii corespunzători ai operatorilor.

**Funcția obiectiv, spațiul de căutare** În cazul reglării hiperparametrilor modelelor de clasificare, obiectivul nivelului de bază a fost definit ca fiind căutarea hiperparametrilor care maximizează scorul de validare încrucișată al acurateței. Hiperparametrii numerici sunt constrânși să se încadreze în domeniul lor fezabil, iar parametrii categorici sunt reprezentați ca numere întregi în timpul procesului de optimizare.

TABELA 4.1: Seturile de date utilizate pentru experimentele numerice și proprietățile acestora

| Nume | Nr. instanțe | Dimensiune | Tip valori | Nr. clase | Ref. |
|---|---|---|---|---|---|
| Audit Risk | 777 | 26 | întreg,real | 2 | Nishtha Hooda, UCI ML repository |
| Cervical cancer | 858 | 36 | întreg,real | 2 | [27] |
| Wine | 178 | 13 | întreg,real | 3 | [1] |
| Gallstone | 320 | 38 | real | 2 | [26] |
| Digits | 1797 | 64 | întreg | 10 | [23] |
| HeartFailure | 299 | 12 | întreg,real | 2 | [19] |

### 4.1.3 Experimente numerice

Metoda propusă a fost testată pe patru modele de clasificare și șase seturi de date. Metoda este comparată cu alte cinci metode de reglare a hiperparametrilor. Pentru experimente am utilizat patru clasificatori bine-cunoscuți: clasificatorul Arbore de decizie [49], Pădure aleatoare [46], „Gradient Boosting" [9] și Mașină vector suport [17].

Metodele comparate au ajustat hiperparametrii acestor patru clasificatori. Au fost utilizate implementările furnizate de pachetul scikit-learn [47].

Au fost selectate șase seturi de date de dimensiuni mici și medii pentru testarea abordării propuse, cu scopul de a limita timpul de calcul necesar pentru experimente. Cele șase seturi de date utilizate au fost: Audit Risk – clasificarea firmelor suspecte colectate de la Biroul Auditorului din India în anii 2015 și 2016[1], predicția cancerului de col uterin [27], predicția calculilor biliari [26], predicția insuficienței cardiace [19], setul de date „Wine" [1] - care conține analiza chimică a diferitelor culturi de viță de vie, și setul de date „Digits" din MNIST [23]. Proprietățile de bază ale seturilor de date utilizate sunt prezentate în Tabelul 4.1.

### 4.1.4 Rezultate și concluzii

În majoritatea cazurilor, metoda propusă de noi (NMHT) și optimizarea bayesiană (bazat pe proces gaussian) au avut cele mai bune performanțe, luând în considerare toate cele patru modele de clasificare utilizate. În cazul setului de date AuditRisk, aproape toate metodele de ajustare a hiperparametrilor au avut rezultate similare; pentru acest set de date, setarea implicită a parametrilor a fost, de asemenea, suficientă. Pentru toate celelalte cinci seturi de date, abordarea de ajustare a avut un impact semnificativ asupra rezultatelor finale. Figura 4.2 prezintă frontiera de eficiență a metodelor comparate, luând în considerare și timpul de calcul. Abordarea cu parametrii impliciți a avut cea mai slabă performanță, așa cum era de așteptat. Căutarea pe grilă, căutarea genetică și optimizarea bayesiană bazat pe estimatorul Tree-Parzen (BayesTPE) au depășit setările implicite, BayesTPE fiind în frunte. Abordarea aleatorie le-a depășit pe acestea, indicând faptul că, în condiții de zgomot și cu un buget de antrenare limitat, căutarea pe grilă, căutarea genetică și BayesTPE ar putea să nu fie eficiente. Optimizarea bayesiană bazat pe proces gaussian (BayesGP) a reușit să depășească semnificativ căutarea aleatorie, deoarece a fost capabil să eșantioneze eficient spațiul de căutare și să se adapteze la peisajul costurilor. Atunci când s-a luat în considerare numărul total de victorii, varianta NMHT inițializată eficient a egalat performanța abordării BayesGP. NMHT simplu a fost depășit de versiunea inițializată eficient, subliniind importanța luării

[1]Descărcat de pe https://archive.ics.uci.edu/dataset/475/audit+data, accesat ultima dată la 24/08/2025

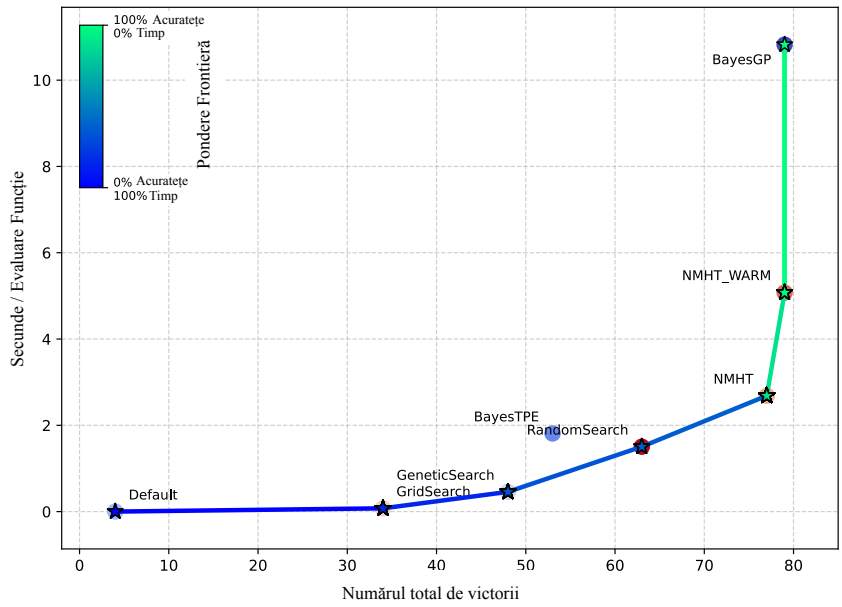



FIGURA 4.2: Frontiera de eficiență a metodelor de ajustare a hiperparametrilor. Gradientul albastru-verde ilustrează diferite compromisuri între timp de calcul și performanță.

în considerare a multor configurații de nivel de bază. Cel mai mare cost de calcul a fost suportat de BayesGP, datorită complexității sale cubice. Abordările noastre au avut un cost de calcul semnificativ mai mic comparativ cu BayesGP, dar mai mare decât celelalte metode, reprezentând un compromis între viteză și performanță. Rezultatele indică faptul că găsirea echilibrului corect între abordările de reglare poate avea un impact pozitiv asupra rezultatelor și costului de calcul. Fiecare abordare are anumite avantaje și limitări, iar combinația potrivită a acestora poate reduce limitările și completa punctele forte.

## 4.2 Hibridizarea căutării la nivel hiper. Aplicarea la clasificarea nesupervizată.

Procesul de recoacere simulată la nivel hiper poate fi îmbunătățit prin utilizarea unor operatori de căutare care iau în considerare dependențele dintre parametri. Această secțiune prezintă lucrări referitoare la o variantă hibridă a modelului NMHH. De asemenea, este prezentată aplicarea variantei rezultate la problema clasificării nesupervizate.

### 4.2.1 Cadru îmbunătățit

Operatorul de recoacere simulată utilizat la nivel hiper are dezavantajul de a nu lua în considerare punctele anterioare și relația dintre variabile. Alți operatori, precum Strategia de evoluție prin adaptarea matricei de covarianță (CMA-ES) [32] sau „Mesh Adaptive Direct Search" (MADS) [2], încearcă să remedieze această limitare. Acești operatori nu utilizează nicio informație provenind din derivata funcției, ceea ce îi face potriviți pentru spațiul de căutare de tip „black-box" care constituie spațiul de proiectare al nivelului de bază.

Cadrul studiat reprezintă o îmbunătățire a cadrului hiper-euristic pe care l-am introdus (NMHH). Cadrul studiat îmbunătățește procedura de căutare a NMHH. Studiem hibridizarea recoacerii simulate cu MADS și CMA-ES. Recoacerea simulată (SA) reprezintă o strategie de inițializare, iar MADS și CMA-ES o strategie de rafinare.

**Procesul de hibridizare** În modelul îmbunătățit, nivelul hiper combină SA fie cu MADS, fie cu CMA-ES. Procesul de căutare începe cu SA pentru a efectua o căutare globală și a ajunge la o soluție rezonabil de bună. În etapa următoare, această soluție este rafinată de MADS sau CMA-ES. În funcție de accentul pus pe căutarea globală sau locală, sunt propuse două hibridizări. În prima, operatorul SA este aplicat pentru 33% din pași (SA-MADS, SA-CMA-ES); în a doua, este aplicat pentru 66% din pași (BIGSA-MADS, BIGSA-CMA-ES). Pentru fiecare metodă hibridizată, au fost studiate două variante: nivel de bază cu „Grey Wolf Optimizer" (GWO) și fără.

### 4.2.2 Experimente numerice

Pentru experimentele numerice, sunt utilizate 12 funcții de testare bine-cunoscute, variantele hibride au fost comparate cu NMHH, mai multe metaeuristici și un alt cadru hiper-euristic.

#### Rezultate

Algoritmul cu cea mai bună performanță este BIGSA-CMA-ES-GWO, atât în dimensiuni mici, cât și în dimensiuni mari. A doua variantă cu cea mai bună performanță pentru dimensiunile mici este BIGSA-CMA-ES, în timp ce în cazul dimensiunilor mari, BIGSA-MADS-GWO ocupă locul al doilea.

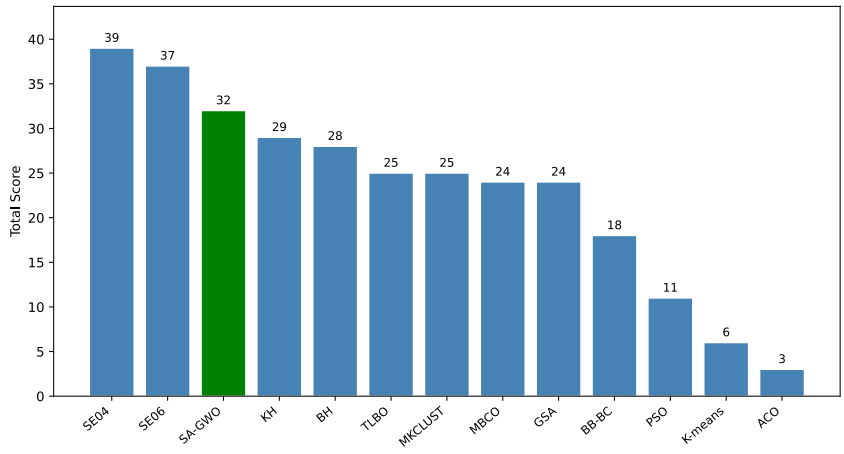
### 4.2.3 Aplicarea la clasificarea nesupervizată

Clasificarea nesupervizată a datelor este un domeniu emergent în tehnicile de analiză a datelor, ceea ce înseamnă gruparea entităților de date în diferite grupuri, datele din același grup având o similitudine mai mare decât datele din grupuri diferite.

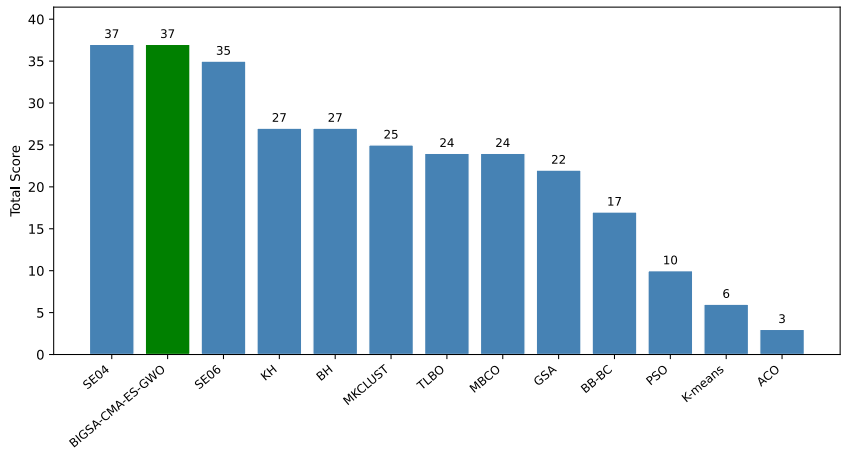
Pentru experimentele numerice, au fost utilizate patru seturi de date: setul de date Iris[2] cu 150 de instanțe de date, patru caracteristici și trei grupuri (clase) [57], setul de date Wine[3] cu 178 de instanțe, 13 caracteristici și trei grupuri, setul de date Glass[4] cu 214 de instanțe, nouă caracteristici și șase grupuri, și setul de date CMC[5] cu 1473 de instanțe, nouă caracteristici și trei grupuri. Varianta SA-GWO a fost comparată cu alte 12 metode de grupare bine-cunoscute din literatura de specialitate.

În cazul setului de date Glass, metoda noastră a depășit toate celelalte 12 algoritmi. În seturile de date CMC și Wine, aceasta s-a clasat pe locul al doilea și al treilea, diferențele față de locul întâi fiind de doar o zecimală, în timp ce în cazul setului de date Iris s-a clasat pe locul al optulea. Clasamentul general este prezentat în figura 4.3, graficul $(a)$. În ansamblu, abordarea noastră s-a clasat pe locul al treilea din treisprezece. A fost testată și configurația experimentală în care metoda noastră (BIGSA-CMA-ES-GWO) a fost lăsată să conveargă.

[2]https://archive.ics.uci.edu/dataset/53/iris
[3]https://archive.ics.uci.edu/dataset/109/wine
[4]https://archive.ics.uci.edu/dataset/42/glass+identification
[5]https:// archive.ics.uci.edu/dataset/30/contraceptive+method+choice




(a) Configurația de testare în care metoda noastră (SA-GWO) a avut un număr limitat de pași hiper-euristici.




(b) Configurația de testare în care metoda noastră (BIGSA-CMA-ES-GWO) a fost lăsată să conveargă.

FIGURA 4.3: Scorul total pentru fiecare metodă. Fiecare scor indică de câte ori o anumită metodă a obținut rezultate mai bune decât o altă metodă.

Aceste rezultate sunt prezentate în figura 4.3 graficul $(b)$. Metoda a egalat performanța celei mai bune metode de grupare dintre cele comparate. Acest rezultat evidențiază compromisul dintre obținerea unor rezultate mai bune și efectuarea unui număr mai mic de evaluări ale funcției.

### 4.2.4 Concluzie

În această secțiune, am studiat un cadru hiper-euristic îmbunătățit pentru probleme de optimizare continuă, cu îmbunătățiri semnificative la nivel hiper, fiind testate variante hibridizate ale SA. Experimentele numerice efectuate până la 750 de dimensiuni pentru probleme de referință continue demonstrează potențialul cadrului. Pe baza comparațiilor cu alte metode, noile variante depășesc în majoritatea cazurilor performanțele altor algoritmi în ceea ce privește problemele de referință luate în considerare. Ca aplicație, prezentăm o problemă de grupare, în care cadrul nostru hiper-euristic este competitiv cu tehnicile de grupare de ultimă generație existente, fără a utiliza operatori de căutare specifici domeniului. Atunci

când se permite un buget de calcul mai mare, metoda noastră egalează performanța celei mai bune metode de grupare dintre cele comparate.

## 4.3 Abordarea problemei localizării rețelelor de senzori

Rețelele de senzori au atras o atenție deosebită în ultimii ani. Deși sunt utilizate pe scară largă pentru colectarea datelor de mediu, aceste date sunt utile numai împreună cu informațiile de poziție ale senzorilor [29]. Deoarece dotarea fiecărui senzor cu un sistem de urmărire GPS este costisitoare, este nevoie de alte soluții.

Această secțiune compară un algoritm hibrid ajustat manual, bazat pe evoluția diferențială, cu abordarea NMHH. Abordarea hibridă combină algoritmi de căutare locală (GD și LBFGS) și algoritmul de evoluție diferențială (DE) [4]. Se investighează, de asemenea, abordarea de proiectare automată, folosind Nested Markov Chain Hyper-Heuristic. Ambele abordări sunt comparate și cu algoritmi de ultimă generație specifici domeniului: DV-Hop [44], Amorphous [42], APIT [33], BoundingBox [54], MDS-MAP [53]. O variantă a problemei întâlnită frecvent constă în cunoașterea poziției reale a doar câțiva senzori, și a măsurătorilor de distanță între un subset al celorlalți [20]. Problema poate fi formulată matematic ca o problemă de realizare a unui graf, în care pozițiile nodurilor trebuie estimate fie în două, fie în trei dimensiuni.

### 4.3.1 Experimente numerice și rezultate

Metodele au fost testate pe probleme generate aleatoriu, de complexitate variabilă. Numărul de puncte de ancorare, raza de comunicație și precizia localizării punctelor de ancorare au fost variate. Rezultatele arată că metoda hibridă este cu un ordin de mărime mai precisă decât DV-Hop, Amorphous, Bounding-Box și APIT. MDS-Map are o precizie similară cu abordarea hibridă, iar configurațiile proiectate automat de NMHH au avut performanțe ușor mai bune decât abordarea hibridă. Configurația proiectată automat s-a situat în primele două poziții în fiecare caz de testare.

### 4.3.2 Concluzie

Această secțiune a evidențiat avantajele capacităților de proiectare automată în comparație cu reglarea manuală a operatorilor euristici. SNLP a fost utilizat ca studiu de caz pentru a compara performanța diverselor algoritmi specifici domeniului, a euristicilor hibride configurate manual și a algoritmilor proiectați automat. Rezultatele arată că o performanță mai bună vine cu prețul unui timp de calcul mai mare. Metodele neiterative au fost cele mai rapide, dar s-au clasat mai jos în general. NMHH a avut cel mai mare cost de calcul, dar s-a clasat pe locuri mai bune în general.

# Capitolul 5

# Concluzii

Optimizarea joacă un rol esențial în numeroase domenii, de la cercetarea operațională și învățarea automată până la domeniul financiar și fizică. Aceste probleme prezintă un grad variabil de complexitate, iar în literatura de specialitate au fost prezentate numeroase abordări de soluționare. Experții din domeniu pot aborda probleme dificile din punct de vedere computațional folosind algoritmi euristici și metaeuristici. Pentru a reduce dependența de expertiză, a apărut o nouă direcție de cercetare numită hiper-euristici. Aceste metode vizează automatizarea căutării celei mai bune euristici sau a unui set de euristici pentru o anumită problemă. Euristicile de nivel superior (hiper) sunt folosite pentru a explora spațiul euristicilor de nivel inferior, rezultând o abordare mai generală accesibilă și pentru cei care nu sunt experți în domeniul problemei. Această lucrare este motivată de faptul că această direcție este relativ puțin studiată. Un alt motiv a fost faptul că impactul potențial al acestor metode este ridicat datorită aplicabilității lor largi. Hiper-euristicile prezintă propriul set de compromisuri, care trebuie explorate și abordate. Performanța și generalitatea implică de obicei atât dispunerea de elemente constitutive adecvate, cât și un cost de calcul mai mare. Printre obiectivele tezei s-au numărat: identificarea lacunelor de cercetare din literatura de specialitate, propunerea unei metode hiper-euristice noi, validarea acesteia folosind metodologia acceptată de comunitatea de cercetare și demonstrarea aplicabilității sale la probleme reale.

## 5.1 Contribuții și rezultate

Contribuțiile tezei sunt în concordanță cu obiectivele stabilite. Primul obiectiv a constat în analiza literaturii de specialitate și identificarea lacunelor de cercetare, precum și a aspectelor abordărilor existente care pot fi îmbunătățite. Contextul teoretic, o analiză recentă a literaturii de specialitate și lucrările conexe au fost prezentate în capitolul 2. În ceea ce privește lacunele de cercetare identificate, putem menționa explorarea insuficientă a metodelor care pot reduce numărul de evaluări a funcției, cum ar fi eșantionarea eficientă. O altă lacună de cercetare identificată a fost faptul că majoritatea metodelor existente se adaptează pentru a alege doar următoarea cea mai bună euristică pe baza performanțelor anterioare, ceea ce limitează exprimarea unor distribuții mai complexe a secvențelor de operatori. Majoritatea metodelor consideră setul de euristici de nivel inferior ca fiind omogen. Abordările care impun o structură, cum ar fi categorizarea, pentru a controla în mod explicit rata de explorare și exploatare sunt insuficient studiate. Al doilea obiectiv a fost contribuția unor metode hiper-euristice noi pentru a adresa lacunele de cercetare identificate. Capitolul 3

prezintă contribuții în această direcție. Se propune o metodă nouă care efectuează căutări în spațiul distribuțiilor complexe de secvențe de operatori. Acest cadru hiper-euristic vizează îmbunătățirea cadrelor existente prin introducerea lanțurilor Markov imbricate pentru a modela distribuții complexe. Hiper-euristica cu lanțuri Markov imbricate (NMHH) introduce structură în setul euristic de nivel inferior, împărțindu-l în categorii distincte. Această structură permite căutarea echilibrului explorare-exploatare. O altă contribuție a vizat reducerea numărului de evaluări ale funcției necesare pentru proiectarea nivelului inferior a hiper-euristicii. Integrarea testării secvențiale a raportului de probabilitate în procesul de căutare la nivel hiper s-a dovedit a fi benefică. Al treilea obiectiv a fost realizarea de experimente și comparații cu metode de ultimă generație. Validarea trebuie efectuată în conformitate cu metodologia de evaluare acceptată în literatura de specialitate. Modelele propuse au fost testate folosind experimente numerice și comparate atât cu o hiper-euristică de ultimă generație, cât și cu metaeuristici recente, conform metodologiei din literatură. Literatura de specialitate sugerează utilizarea unei game largi de funcții de referință pentru a evalua performanța și adaptabilitatea la diferite peisaje de costuri. În plus, comparațiile trebuie efectuate folosind teste statistice, iar pentru ca comparația să fie considerată echitabilă, toate metodele sunt limitate la același număr total de evaluări ale funcției. Sunt interpretate atât rezultatele numerice, cât și timpii de calcul. Au fost efectuate teste de ablație pentru a evalua importanța diferitelor componente ale metodei noastre. Al patrulea obiectiv a fost reflectarea asupra rezultatelor experimentale și identificarea posibilităților de îmbunătățire.

Rezultatele arată că metoda noastră a reușit să depășească celelalte metode luate în considerare în majoritatea cazurilor de testare pe funcțiile de referință analizate, având un cost de calcul similar cu cel al celorlalte hiper-euristici și mai mare decât cel al metaeuristicilor. Metoda de eșantionare eficientă s-a dovedit a fi benefică, deoarece a permis luarea în considerare a unui set mult mai mare de configurații euristice. Pentru validare s-a utilizat un cadru experimental extins, care a acoperit un set mai mare de probleme și dimensionalități. În ceea ce privește posibilitatea de îmbunătățire, a fost identificată hibridizarea procesului de căutare la nivel hiper. Recoacerea simulată nu ia în considerare rezultatele istorice, deși acesta ar putea fi benefic. În secțiunea 4.2 este prezentată o variantă hibridă la nivel hiper. În acest model, recoacerea simulată este utilizat pentru a găsi un punct inițial bun, iar ulterior operatorii MADS sau CMA-ES sunt utilizați pentru reglarea fină. Metoda este comparată cu o altă hiper-euristică de ultimă generație, cu metaeuristici recente și cu versiunea nehibridă. Variantele hibride au obținut în mod constant scoruri semnificativ mai mari decât cealaltă hiper-euristică și metaeuristici și ușor mai mari decât varianta nehibridă. Ultimul obiectiv a fost aplicarea metodelor noi la probleme reale relevante. Capitolul 4 prezintă trei aplicații. În prima, este abordată problema ajustării hiperparametrilor. Cadrul NMHH este adaptat la această problemă prin introducerea unor operatori specifici pentru ajustare. Metoda adaptată a fost comparată cu abordări de ultimă generație, precum optimizarea bayesiană, căutarea pe grilă, căutarea aleatorie și căutarea evolutivă, pe un set de probleme de clasificare. Rezultatele arată că utilizarea operatorilor potriviți de ajustare a hiperparametrilor poate oferi un compromis între acuratețe și timp de calcul. Rezultatele indică, de asemenea, o limitare importantă a hiper-euristicilor, și anume faptul că acestea sunt puternic influențate de numărul disponibil de evaluări ale funcției obiectiv. A doua aplicație a vizat problema grupării datelor. În acest caz, metoda noastră nu a fost adaptată la această problemă specifică, adică nu a avut operatori euristici specifici pentru grupare, ci a păstrat operatorii generici de

optimizare inițiali. Au fost efectuate experimente numerice pe patru seturi de date, iar rezultatele au fost comparate cu cele obținute de alte douăsprezece algoritme de grupare. Metoda noastră a reușit să ocupe locul al treilea din treisprezece. Atunci când i s-a alocat un buget de calcul mai mare, metoda noastră a reușit să egaleze performanța celui mai performant algoritm. Aceste rezultate subliniază și mai mult faptul că hiper-euristicile sunt capabile să ofere un mijloc de a obține rezultate mai bune fără expertiză profundă, permițând schimbarea unui buget de calcul mai mare pentru o performanță mai bună într-un mod simplu. A treia aplicație a vizat problema localizării rețelelor de senzori. Metoda noastră nu a fost adaptată nici la această problemă specifică. Au fost efectuate experimente numerice pe mai multe rețele de senzori simulate în condiții de zgomot. Metoda a fost comparată cu cinci algoritmi specifici domeniului și două metaeuristici hibride configurate manual. Rezultatele arată că configurația euristică proiectată automat a obținut cel mai mare scor dintre toți algoritmii, dar cu prețul unui timp de calcul mai mare. Luând în considerare toate aplicațiile, rezultatele experimentale arată că variantele propuse ale cadrului hiper-euristic sunt capabile să obțină rezultate relativ bune, dar nu sunt întotdeauna cele mai performante. Atunci când li se alocă un buget de calcul mai mare, ele își pot îmbunătăți performanța, ceea ce poate fi util în caz de lipsă de expertiză profundă. În ansamblu, se poate spune că hiper-euristicile pot constitui un prim pas important în abordarea problemelor de optimizare dificile și pot servi drept bază de referință pentru euristici specifice ulterioare.

# Bibliografie


[1] Stefan Aeberhard, Danny Coomans și Olivier Y. de Vel, „Comparative analysis of statistical pattern recognition methods in high dimensional settings", în *Pattern Recognit.* 27 (1994), pp. 1065–1077.

[2] Charles Audet și J. E. Dennis, „Mesh Adaptive Direct Search Algorithms for Constrained Optimization", în *SIAM Journal on Optimization* 17.1 (2006), pp. 188–217.

[3] Ruibin Bai și Graham Kendall, „An Investigation of Automated Planograms Using a Simulated Annealing Based Hyper-Heuristic", în *Metaheuristics: Progress as Real Problem Solvers*, vol. 32, Boston, MA: Springer US, 2005, pp. 87–108, ISBN: 978-0-387-25383-1.

[4] Nándor Bándi și Noémi Gaskó, „A Hybrid Differential-Evolution-Based Approach to the Sensor Network Localisation Problem", în *Intelligent Systems Design and Applications*, ed. de Ajith Abraham et al., Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, pp. 50–61, ISBN: 978-3-031-64650-8.

[5] Nándor Bándi și Noémi Gaskó, „Improved Nested Markov Chain Hyper-heuristic Framework. A Clustering Application", în *Artificial Intelligence Applications and Innovations*, ed. de Ilias Maglogiannis et al., Cham: Springer Nature Switzerland, 2025, pp. 204–220, ISBN: 978-3-031-96239-4.

[6] Nándor Bándi și Noémi Gaskó, „Solving Continuous Optimization Problems with a New Hyperheuristic Framework", în *Machine Learning, Optimization, and Data Science*, ed. de Giuseppe Nicosia et al., Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, pp. 116–130, ISBN: 978-3-031-53969-5.

[7] Richard Bellman, *Dynamic Programming*, Dover Publications, 1957, ISBN: 9780486428093.

[8] A. Ben-Tal, L. El Ghaoui și A. Nemirovski, *Robust Optimization*, Princeton University Press, 2009.

[9] Candice Bentéjac, Anna Csörgő și Gonzalo Martínez-Muñoz, „A comparative analysis of gradient boosting algorithms", în *Artificial Intelligence Review* 54 (2021), pp. 1937–1967.

[10] John R. Birge și François Louveaux, *Introduction to Stochastic Programming*, Springer Series in Operations Research and Financial Engineering, Springer, iul. 1997, ISBN: 0387982175.

[11] Edmund Burke et al., „Hyper-heuristics: An emerging direction in modern search technology", în *Handbook of metaheuristics* (2003), pp. 457–474.

[12] Edmund K Burke et al., „A classification of hyper-heuristic approaches", în *Handbook of metaheuristics* (2010), pp. 449–468.

[13] Edmund K Burke et al., „Hyper-heuristics: A survey of the state of the art", în *Journal of the Operational Research Society* 64 (2013), pp. 1695–1724.

[14] Nándor Bándi, „Improving the Nested Markov Chain Hyper-Heuristic (NMHH) Framework Efficiency Through Sequential Probability Ratio Testing", în *2024 26th International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing (SYNASC)*, 2024, pp. 53–60.

[15] Nándor Bándi și Noémi Gaskó, „Hyperparameter Tuning of Classification Algorithms with a Hyper-Heuristic Framework - the Nested Markov Hyper-Tuner", în *2025 IEEE 37th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, 2025, pp. 951–957.

[16] Nándor Bándi și Noémi Gaskó, „Nested Markov chain Hyper-Heuristic (NMHH): A hybrid hyper-heuristic framework for single-objective continuous problems", în *PeerJ Computer Science* 10 (2024).

[17] Jair Cervantes et al., „A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends", în *Neurocomputing* 408 (2020), pp. 189–215.

[18] Konstantin Chakhlevitch și Peter Cowling, „Hyperheuristics: Recent Developments", în *Adaptive and Multilevel Metaheuristics*, vol. 136, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008, pp. 3–29, ISBN: 978-3-540-79438-7.

[19] Davide Chicco și Giuseppe Jurman, „Machine learning can predict survival of patients with heart failure from serum creatinine and ejection fraction alone", în *BMC Medical Informatics and Decision Making* 20 (2020).

[20] Chee-Yee Chong și Srikanta P Kumar, „Sensor networks: evolution, opportunities, and challenges", în *Proceedings of the IEEE* 91.8 (2003), pp. 1247–1256.

[21] Peter Cowling, Graham Kendall și Eric Soubeiga, „A Hyperheuristic Approach to Scheduling a Sales Summit", în *Practice and Theory of Automated Timetabling III*, vol. 2079, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2001, pp. 176–190, ISBN: 978-3-540-44629-3.

[22] George B. Dantzig, *Linear Programming and Extensions*, United States Air Force Project RAND, The RAND Corporation, 1963.

[23] Li Deng, „The MNIST database of handwritten digit images for machine learning research", în *IEEE Signal Processing Magazine* 29.6 (2012), pp. 141–142.

[24] Tansel Dokeroglu, Tayfun Kucukyilmaz și El-Ghazali Talbi, „Hyper-heuristics: A survey and taxonomy", în *Computers & Industrial Engineering* (2023), p. 109815.

[25] John H Drake et al., „Recent advances in selection hyper-heuristics", în *European Journal of Operational Research* 285.2 (2020), pp. 405–428.

[26] İrfan Esen et al., „Early prediction of gallstone disease with a machine learning-based method from bioimpedance and laboratory data", în *Medicine* 103.8 (2024), e37258.

[27] Kelwin Fernandes, Jaime S. Cardoso și Jessica C. Fernandes, „Transfer Learning with Partial Observability Applied to Cervical Cancer Screening", în *Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*, 2017.

[28] H Fisher și G Thompson, „Probabilistic learning combination of local job-shop scheduling rules. Prentice-Hall, Englewood Cliffs", în *Industrial Scheduling* (1963).

[29] Christodoulos A Floudas și P M Pardalos, *Encyclopedia of optimization. Vol. 5*, Springer, 2009.

[30] Francesca Guerriero și Francesco Paolo Saccomanno, „A hierarchical hyper-heuristic for the bin packing problem", în *Soft Computing* 27.18 (2023), pp. 12997–13010.

[31] J. Hajnal, „A Two-Sample Sequential t-Test", în *Biometrika* 48.1/2 (1961), pp. 65–75, ISSN: 00063444.

[32] Nikolaus Hansen, Sibylle D. Müller și Petros Koumoutsakos, „Reducing the Time Complexity of the Derandomized Evolution Strategy with Covariance Matrix Adaptation (CMA-ES)", în *Evolutionary Computation* 11.1 (2003), pp. 1–18.

[33] Tian He et al., „Range-free localization schemes for large scale sensor networks", în *Proceedings of the 9th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*, MobiCom '03, San Diego, CA, USA: Association for Computing Machinery, 2003, 81–95, ISBN: 1581137532.

[34] Daniel Karapetyan, Abraham P. Punnen și Andrew J. Parkes, „Markov Chain methods for the Bipartite Boolean Quadratic Programming Problem", în *European Journal of Operational Research* 260.2 (2017), pp. 494–506, ISSN: 0377-2217.

[35] Graham Kendall și Naimah Mohd Hussin, „An investigation of a tabu-search-based hyper-heuristic for examination timetabling", în *Multidisciplinary Scheduling: Theory and Applications: 1 st International Conference, MISTA'03 Nottingham, UK, 13–15 August 2003 Selected Papers*, Springer, 2005, pp. 309–328.

[36] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt și M. P. Vecchi, „Optimization by Simulated Annealing", în *Science* 220.4598 (1983), pp. 671–680.

[37] Harold W. Kuhn și Albert W. Tucker, „Nonlinear Programming", în *Traces and Emergence of Nonlinear Programming*, ed. de Giorgio Giorgi și Tinne Hoff Kjeldsen, Basel: Springer Basel, 2014, pp. 247–258, ISBN: 978-3-0348-0439-4.

[38] Michail G Lagoudakis, Michael L Littman et al., „Algorithm Selection using Reinforcement Learning.", în *ICML*, 2000, pp. 511–518.

[39] Helena Lourenço, Olivier Martin și Thomas Stützle, „Iterated Local Search", în ian. 2003, pp. 321–353, ISBN: 978-1-4020-7263-5.

[40] David Meignan et al., „A review and taxonomy of interactive optimization methods in operations research", în *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiiS)* 5.3 (2015), pp. 1–43.

[41] Zbigniew Michalewicz, *How to solve it : modern heuristics*, Berlin New York: Springer, 2004, ISBN: 3540224947.

[42] Radhika Nagpal, Howard Shrobe și Jonathan Bachrach, „Organizing a Global Coordinate System from Local Information on an Ad Hoc Sensor Network", în *Information Processing in Sensor Networks*, ed. de Feng Zhao și Leonidas Guibas, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003, pp. 333–348, ISBN: 978-3-540-36978-3.

[43] Yurii E. Nesterov și Arkadii Nemirovskii, *Interior-point polynomial algorithms in convex programming.* Vol. 13, Siam studies in applied mathematics, SIAM, 1994, pp. I–VII, 1–405, ISBN: 978-0-89871-319-0.

[44] D. Niculescu și B. Nath, „Ad hoc positioning system (APS)", în *GLOBECOM'01. IEEE Global Telecommunications Conference (Cat. No.01CH37270)*, vol. 5, 2001, 2926–2931 vol.5.

[45] Jorge Nocedal și Stephen J Wright, *Numerical optimization*, Springer, 2006.

[46] Aakash Parmar, Rakesh Katariya și Vatsal Patel, „A review on random forest: An ensemble classifier", în *International conference on intelligent data communication technologies and internet of things (ICICI) 2018*, Springer, 2019, pp. 758–763.

[47] F. Pedregosa et al., „Scikit-learn: Machine Learning in Python", în *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), pp. 2825–2830.

[48] Riccardo Poli și Mario Graff, „There Is a Free Lunch for Hyper-Heuristics, Genetic Programming and Computer Scientists", în *Genetic Programming*, ed. de Leonardo Vanneschi et al., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 195–207.

[49] Priyanka și Dharmender Kumar, „Decision tree classifier: a detailed survey", în *International Journal of Information and Decision Sciences* 12.3 (2020), pp. 246–269.

[50] Esmat Rashedi, Hossein Nezamabadi-pour și Saeid Saryazdi, „GSA: A gravitational search algorithm", în *Information Sciences* 179.13 (2009), 2232–2248.

[51] Stuart Jonathan Russell și Peter Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Third, Pearson Education, 2016, ISBN: 9781292153964.

[52] Patricia Ryser-Welch și Julian F Miller, „A review of hyper-heuristic frameworks", în *Proceedings of the evo20 workshop, aisb*, vol. 2014, 2014.

[53] Yi Shang et al., „Localization from mere connectivity", în *Proceedings of the 4th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking & Computing*, MobiHoc '03, Annapolis, Maryland, USA: Association for Computing Machinery, 2003, 201–212, ISBN: 1581136846.

[54] Slobodan Simić și S. Shankar Sastry, *Distributed Localization in Wireless Ad Hoc Networks*, rap. teh. UCB/ERL M02/26, 2002.

[55] Rainer Storn și Kenneth Price, „Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces", în *Journal of global optimization* 11.4 (1997), p. 341.

[56] E.-G. Talbi, „A Taxonomy of Hybrid Metaheuristics", în *Journal of Heuristics* 8.5 (sept. 2002), 541–564, ISSN: 1381-1231.

[57] Antony Unwin și Kim Kleinman, „The iris data set: In search of the source of virginica", în *Significance* 18.6 (2021), pp. 26–29.

[58] Abraham Wald, *Sequential Analysis*, 1st, John Wiley și Sons, 1947.

[59] Darrell Whitley, „A genetic algorithm tutorial", în *Statistics and Computing* 4.2 (1994).

[60] D. H. Wolpert și W. G. Macready, „No Free Lunch Theorems for Optimization", în *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 1.67 (1997), pp. 67–82.