

UNIVERSITATEA TEHNICĂ „Gheorghe Asachi” din IAȘI
FACULTATEA DE AUTOMATICĂ ȘI CALCULATOARE
DOMENIUL: Calculatoare și Tehnologia Informației
SPECIALIZAREA: Tehnologia Informației

**METODE DE INTELIGENȚĂ
ARTIFICIALĂ PENTRU JOCUL DE ȘAH
LUCRARE DE DIPLOMĂ**

Coordonator științific:
prof. dr. ing. Florin Leon

Absolvent:
Tudor-Matei Chiteală

Iași, 2022

**DECLARAȚIE DE ASUMARE A AUTENTICITĂȚII
LUCRĂRII DE DIPLOMĂ**

Subsemnatul(a) CHIȚEALĂ TUDOR MATEI,
legitimat(ă) cu CI seria MZ nr. 963576, CNP 1990514226774
autorul lucrării METODE DE INTELIGENȚĂ ARTIFICIALĂ
PENTRU JOCUL DE ȘAH

elaborată în vederea susținerii examenului de finalizare a studiilor de licență organizat de către Facultatea de Automatică și Calculatoare din cadrul Universității Tehnice „Gheorghe Asachi” din Iași, sesiunea Iunie-Iulie a anului universitar 2022, luând în considerare conținutul Art. 34 din Codul de etică universitară al Universității Tehnice „Gheorghe Asachi” din Iași (Manualul Procedurilor, UTI.POM.02 – Funcționarea Comisiei de etică universitară), declar pe proprie răspundere, că această lucrare este rezultatul propriei activități intelectuale, nu conține porțiuni plagiate, iar sursele bibliografice au fost folosite cu respectarea legislației române (legea 8/1996) și a convențiilor internaționale privind drepturile de autor.

Data

08.07.2022

Semnătura



Cuprins

Introducere	1
1 Fundamentarea teoretică și documentarea bibliografică	3
1.1 Domeniul și contextul abordării temei	3
1.1.1 Jocul de șah	3
1.1.2 Piesele jocului de șah	3
1.1.3 Arborele jocului	6
1.1.4 Scorul	6
1.1.4.1 Matrice pentru calculul pozitional	7
1.1.4.2 Deschideri	7
1.1.5 Algoritmul minimax	8
1.1.5.1 Algoritmul retezarea alpha-beta	8
1.1.6 Algoritmul Monte Carlo	9
1.1.6.1 Selecția	10
1.1.6.2 Expandarea	10
1.1.6.3 Simularea	10
1.1.6.4 Propagarea înapoi	10
1.1.7 Alegerea mutării	10
1.1.8 Tabela de transpozitie	10
1.1.8.1 Operația de hashing Zobrist	10
1.1.8.2 Datele stocate în tabela de transpoziție	12
1.2 Calcularea scorului	12
1.2.1 Structura pionilor	12
1.3 Tema propusă	12
1.4 Lucrări similare. Analiza de aplicații existente	12
2 Proiectarea aplicației	15
2.1 Proiectarea software a aplicației	15
2.1.1 Python	15
2.1.2 MongoDB	15
2.2 Descrierea modulelor principale ale aplicației	16
2.2.1 Modulul Pieces	17
2.2.2 Modulul Score	19
2.2.3 Modulul MonteCarlo	19
2.2.4 Modulul AlphaBeta	19
2.2.5 Modulul tablei de transpoziție	19
2.2.6 Modulul Board	21
2.2.7 Modulul pentru interfață	21
2.3 Limitele în care va funcționa aplicația	23
3 Implementarea aplicației	25

3.1	Implementarea logicii jocului de șah	25
3.1.1	Generarea Tabelei	25
3.1.2	Pieșele de șah	25
3.1.3	Mutările posibile ale pieselor	25
3.1.4	Verificarea pentru șah, șah mat și impas	25
3.1.4.1	Șah și piesele fixate	25
3.1.4.2	Mutările pentru scăparea din șah	26
3.1.5	Mutarea pe tabla de șah	26
3.1.6	Revenirea la starea anterioară	26
3.2	Metode de inteligență artificială	26
3.2.1	Retezarea alpha-beta	26
3.2.2	Algoritmul Monte Carlo	27
3.3	Tabela de transpoziție	28
3.4	Interfața	30
3.4.1	Opțiunile pentru jucători	30
3.4.2	Pornirea jocului	31
4	Testarea aplicației și rezultate experimentale	33
4.1	Lasarea aplicației	33
4.2	Algoritmul Monte Carlo	33
4.2.1	Numărul de mutări	33
4.2.2	Numărul de minute acordate	34
4.3	Algoritmul retezarea alpha-beta	35
4.3.1	Adâncimea căutării	35
4.4	Tabela de transpoziție	36
	Concluzii	39
	Bibliografie	41

METODE DE INTELIGENȚĂ ARTIFICIALĂ PENTRU JOCUL DE ȘAH

Tudor-Matei Chiteală

Rezumat

Lucrarea implică dezvoltarea unei aplicații software ce folosește metode de inteligență artificială pentru jocul de șah. Motoarele de șah sunt în continuă dezvoltare, acestea abordând diferite căi pentru rezolvarea jocului.

Obiectivul lucrării este de a compara algoritmi Monte Carlo și rețezarea alfa-beta în diferite situații. Pentru a realiza acest aspect, este necesară implementarea logicii jocului de șah și a algoritmilor împreună cu tabela de transpoziție.

Prin intermediul limbajului Python este dezvoltată componenta logică. Stocarea tabelii de transpoziție a necesitat folosirea sistemului de management al bazelor de date MongoDB. Pentru generarea cheii unice în cadrul tabelii este utilizată operația de hashing Zobrist.

Interfața cu utilizatorul este dezvoltată în Python, folosind modulul PyGame. Rolul este de a expune funcționalitățile într-un mod simplu și ușor de folosit. Prin intermediul interfeței se pot realiza mutările, selectarea dificultății, modul de joc și algoritmul folosit.

Pentru realizarea aplicației a fost necesară documentarea asupra strategiilor abordării jocului de șah, astfel încât rezultatul returnat de algoritm să fie mai precis.

Introducere

Jocul de șah este un joc abstract de strategie, unde mulți istorici consideră că-și are originea în India. Starea curentă a jocului de șah apare în a doua jumătate a secolului 15 [1]. Acesta este jucat pe o tablă de 8x8 între 2 jucători în care fiecare controlează 16 piese: un rege, o regină, două ture, doi nebuni, doi cai și opt pioni. Scopul jocului este de a da șah mat adversarului, unde regele este atacat și acesta nu are nici o cale de scăpare.

Fiecare piesă are un mod unic de a fi mutat ce conduce ca fiecare să aibă un anumit punctaj. Deoarece șahul este un joc dinamic, anumite piese pot fi mai utile în anumite contexte.

Unul dintre obiectivele programatorilor a fost construirea unei mașini care poate juca șah la un nivel înalt. În 1951, inventatorul Dietrich Prinz a creat primul program de șah, folosind Ferranti Mark 1. Calculatorul nu avea puterea necesară pentru a juca un meci complet, astfel inventatorul a limitat programul doar dacă șah mat putea fi găsit în două mutări [2].

În anul 1957, apare primul program de șah, implementat de cercetătorul de la IBM Alex Bernstein, ce putea rula un joc complet de șah. Mutarea unei piese dura aproximativ opt minute[3].

Acest țel a fost atins în 1997, atunci când Deep Blue, sistemul construit de IBM, l-a învins pe Garry Kasparov, care era în acel moment campionul mondial.

Deep Blue este succesorul motoarelor de șah Chiptest și Deep Thought. Acesta a făcut istorie în 1996 atunci când a câștigat un meci împotriva lui Garry Kasparov din șase. În 1997, în meciul de revanșă, Deep Blue a câștigat decisiv cu scorul de 3.5-2.5, având 2 meciuri câștigate și 3 egaluri[4].

Deep Blue a folosit cautarea alpha-beta folosind paralelismul ce conduce la o căutare mai rapidă. Acesta a folosit o carte pentru deschideri de aproximativ 4000 de poziții. Față de motoarele de șah actuale, Deep Blue s-a bazat pe forță brută computațională, putând evalua 200 milioane de poziții pe secundă.

Pe parcursul istoriei, au apărut diferite motoare de șah precum Stockfish și AlphaZero.

Stockfish este un motor de șah gratuit cu sursa deschisă. Acesta a câștigat campionatul de motoare de șah de top de 12 ori[5]. Acesta folosește o variantă a algoritmului retezarea alpha-beta.

AlphaZero a fost dezvoltat de compania de cercetare DeepMind pentru a rezolva jocuri precum șah, shogi sau go. În 2017, echipa DeepMind anunță că AlphaZero doar în 24 de ore acesta a ajuns la un nivel de mare maestru, învingându-l pe campionul mondial Stockfish[6].

AlphaZero folosește o variantă a algoritmului Monte Carlo împreună cu o metodă de întărire profundă.

La momentul actual, cel mai bun motor de șah este Stockfish cu 3529 ELO dar nu la o diferență foarte mare de AlphaZero cu 3460 ELO. Aceste motoare de șah folosesc în medie 512 procesoare și cu o tabelă de transpoziție de aproximativ 32 TB.

Tabela de transpoziție este un cache pentru pozițiile anterior văzute, în care este stocat rezultatul, într-un joc precum GOul. Aceasta este folosită prin analizarea a milioane de poziții diferite, prin generarea de hash-uri ce codifică poziția pieselor pe tablă de joc[7].

O metodă pentru operația de hashing este Zobrist[8]. Dezavantajul este că se poate produce o coliziune ce ar putea rezulta într-un răspuns greșit. Totuși aceasta coliziune scade cu cât numărul de biți crește, la 64 biți coliziunea se poate produce după 4 miliarde de poziții.

Alt dezavantaj este numărul mare de spațiu alocat, unde programe precum Stockfish folosesc aproximativ 32 TB.

Majoritatea motoarelor de șah folosesc deschideri și matrici pentru calculul pozițional pentru a obține un rezultat corect.

Obiectivul lucrării este realizarea unei aplicații în care utilizatorul poate alege cu ce motor de șah dorește să joace. Aplicația conține un motor de șah care folosește căutarea Monte Carlo și alt

motor de șah ce implementează retezarea alpha-beta. Utilizatorul poate să selecteze dificultatea și motorul. Dificultatea se setează prin adăugarea adâncimii maxime la care poate ajunge programul și pentru Monte Carlo numărul de iterări. În plus se setează și numărul maxim de minute pentru procesarea mișcării calculatorului dacă utilizatorul dorește.

În urma dezvoltării acestui proiect se realizează o statistică. Aceasta constă în analizarea celor două motoare de șah. Motoarele de șah vor fi puse să joace unul contra celuilalt, în care anumiți parametrii vor fi schimbați precum adâncimea, numărul de iteratii și dacă motorul de căutare poate folosi tabela de transpoziție.

Capitolul 1. Fundamentarea teoretică și documentarea bibliografică

1.1. Domeniul și contextul abordării temei

Folosirea inteligenței artificiale în rezolvarea jocurilor complexe precum șahul este în continuă dezvoltare. Jocul de șah având o multitudine de posibile mutări, face imposibilă parcurgerea jocului complet și returnarea unei mutări "corecte". Această problemă este rezolvată de algoritmi de căutare precum rețezarea alpha-beta și Monte Carlo.

S-au efectuat numeroase jocuri pentru antrenarea motoarelor de șah, în anul 1997 Deep Blue devine primul motor ce reușește să învingă un campion mondial la șah.

Evoluția motoarelor de șah poate fi identificată cu ușurință prin compararea ELOului Deep Blue de 2853 și cel mai bun motor de șah la ora actuală Stockfish cu 3529.

În cadrul lucrării, accentul este pus pe implementarea algoritmilor rețezarea alpha-beta și monte carlo, fiind îmbunătățite prin folosirea unor deschideri, tabelă de transpoziție și utilizarea teoriei de șah pentru a efectua un calcul corect asupra poziției.

1.1.1. Jocul de șah

Șahul este un joc complex de strategie folosind o tabla de joc 8x8 cu 32 de piese. Fiecare jucător are 16 piese, acestea fiind: un rege, o regină, două ture, doi cai și opt pioni. Piesele sunt așezate ca în figura (Figura 1.1). Scopul final este ca un jucător să dea șah mat, regele este atacat și nu poate fi evitat atacul printr-o mișcare validă.



Figura 1.1. Tabla de șah¹

1.1.2. Piesele jocului de șah

- **Pionul**

Se poate muta doar înainte câte o casuță exceptând prima mutare când acesta poate parcurge doua celule.

Piesa poate captura doar pe diagonală (doar în față) și acesta poate executa mișcarea specială numită En passant. En passant se produce imediat după ce un pion a fost mutat 2 casuțe până în dreptul pionului oponent. Poziția finală este identică cu capturarea normală a pionului. Dacă mișcarea specială nu se produce imediat, se pierde dreptul de a o mai face.

¹<https://thechessworld.com/>

Pionul ajuns la capătul tablei, acesta poate să fie schimbat cu o altă piesă, în cele mai multe cazuri acesta este schimbat cu regina.

Valoarea = 1

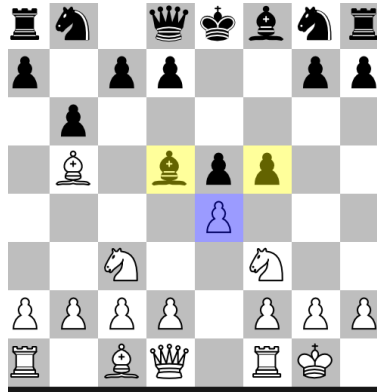


Figura 1.2. Mutări pion²

• Calul

Poate muta doar în "formă de L". Prin această mișcare specială, calul este singura piesă care poate sări peste alte piese.

Valoarea = 3

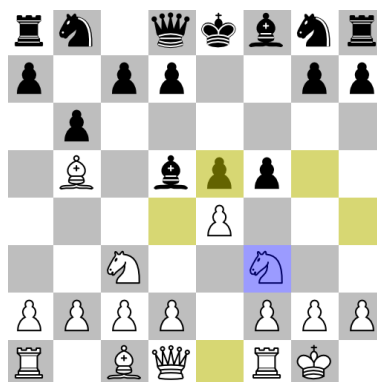


Figura 1.3. Mutări cal³

• Nebunul

Poate executa mișcări/captura doar pe diagonală și acesta nu-și poate schimba culoarea casei.

Valoarea = 3

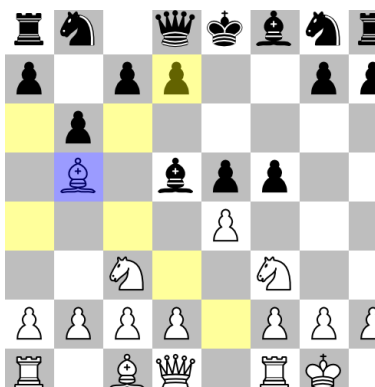


Figura 1.4. Mutări nebun⁴

- **Tura**

Poate executa mișcări/captura doar pe orizontală sau verticală.

Valoarea = 5

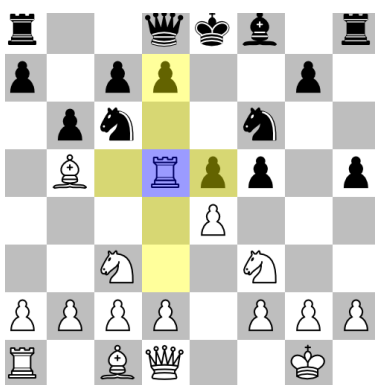


Figura 1.5. Mutări tură⁵

- **Regina**

Considerată cea mai puternică piesă aceasta se poate mișca în toate cele 8 direcții si pe orice distanță.

Valoarea = 9



Figura 1.6. Mutări regină⁶

- **Regele** Cea mai importantă piesă, poate muta/captura doar o casuță în cele 8 direcții.

Regele poate efectua rokada, schimbarea locului cu tura doar dacă regele/tura nu au fost mutate până în acel moment, spațiul dintre cele două piese este liber și nu este atacat de o piesă a oponentului.

Valoarea = ∞



Figura 1.7. Mutări rege⁷

1.1.3. Arborele jocului

În teoria jocurilor arborele este o structură formată din noduri (Figura 1.8) ce reprezintă toate stările posibile ale jocului, unde se pornește secvențial de la nodul rădăcină, nodul 0, spre frunze, frunzele reprezentând starea finală a jocului[9]. Șahul fiind un joc complex se folosesc arbori parțiali, din cauza numărului mare de posibilități, care fac fezabil calculul pentru calculatoarele moderne.

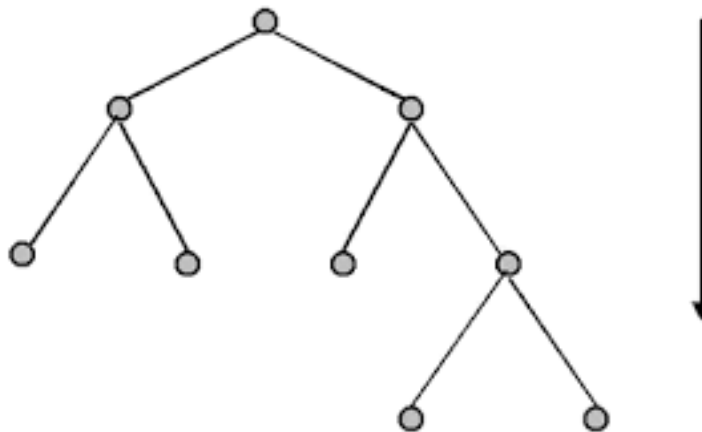


Figura 1.8. Arborele jocului⁸

1.1.4. Scorul

Scorul este un factor important în reprezentarea corectă a stării jocului. Acesta specifică cine câștigă într-o anumită stare și cine pierde. În jocul de șah, calculul numărului de piese nu este suficient, acest tip de calcul conduce algoritmul în a considera ca anumite mutări au aceeași valoare. Un exemplu ar fi la deschidere, când în primele 3-5 mișcări nu se fac capturări, algoritmul considerând că jocul încă este la egalitate. Dar modul corect de abordare ar fi de a controla

⁸<https://stanford.library.sydney.edu.au/archives/fall2003/entries/game-theory/>

centrul tablei de joc. Din această cauză se folosesc matrici pentru calculul pozițional sau cărți de deschidere.

1.1.4.1. Matrice pentru calculul pozițional

Matricea pentru calculul pozițional, precum cea de mai jos, vine în ajutorul algoritmilor pentru o reprezentare mai bună a stării actuale. Matricea acordă puncte în plus pieselor dacă sunt într-o poziție favorabilă. De exemplu calul este mai eficient și mai periculos în centrul tablei de joc. Această poziție oferă piesei 8 direcții de atac. Față de marginea tablei de joc, unde calul nu este la fel de eficient, acesta având doar 4 direcții de atac disponibile.

$$\begin{bmatrix} -50 & -40 & -30 & -30 & -30 & -30 & -40 & -50 \\ -40 & -20 & 0 & 0 & 0 & 0 & -20 & -40 \\ -30 & 0 & 10 & 15 & 15 & 10 & 0 & -30 \\ -30 & 5 & 15 & 20 & 20 & 15 & 5 & -30 \\ -30 & 0 & 15 & 20 & 20 & 15 & 0 & -40 \\ -30 & 5 & 10 & 15 & 15 & 10 & 5 & -30 \\ -40 & -20 & 0 & 5 & 5 & 0 & -20 & -40 \\ -50 & -40 & -30 & -30 & -30 & -30 & -40 & -50 \end{bmatrix}$$

1.1.4.2. Deschideri

Motoarele de obicei folosesc la începutul jocului cartea de deschidere. Baza de date poate fi folosită cât timp mișcările au mai fost jucate. După ce o mutare nouă a fost jucată, motorul de șah folosește algoritmul de căutare. În baza de date sunt stocate mutări în format PGN(Portable Game Notation), unde este specificat ce piesă a fost mutată și în ce locație pe tabla de joc. De exemplu deschiderea Ruy Lopez(Figura 1.9) poate fi transcrisă în formatul: 1. e4 e5 2. Nf3 Nc6 3. Bb6 a6

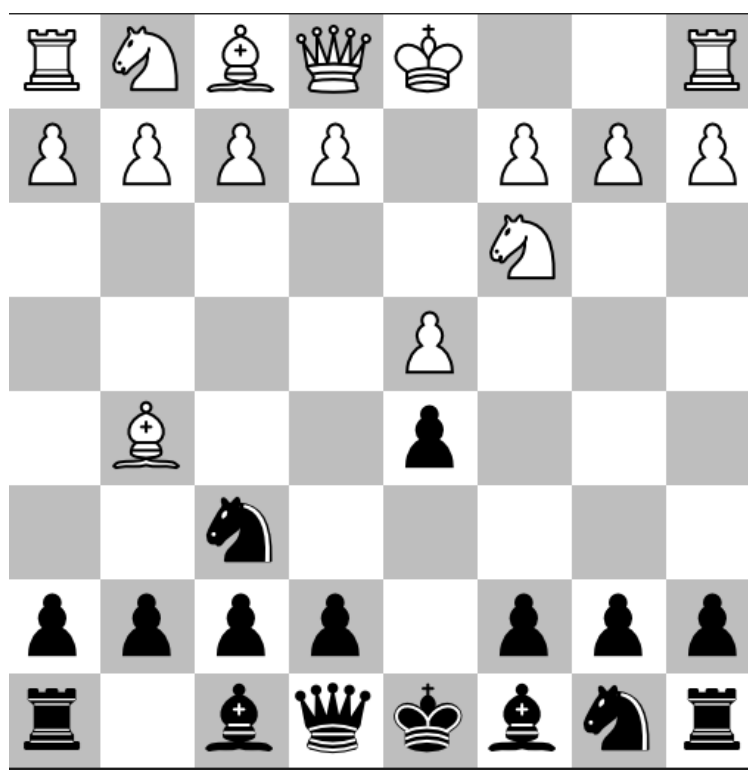


Figura 1.9. Deschiderea Ruy Lopez⁹

1.1.5. Algoritmul minimax

Algoritmul minimax este un algoritm de decizie recursiv folosit în inteligența artificială și teoria jocurilor. Minimax pleacă cu premiza că oponentul încearcă să câștige(joaca optim). Dacă nu este respectată această condiție, poate să afecteze eficacitatea algoritmului. Altă ipoteza ar fi că jocul trebuie să fie strategic și să nu încorporeze componente pentru noroc[10].

Există două tipuri de jucători, cel care maximizează(MAX) și cel care minimizează(MIN). Scopul jucătorului MAX este de a maximiza valoarea nodului și a jucătorului MIN de a o minimiza (Figura 1.10). Deoarece numărul de mutări în șah este mare, frunzele sunt de obicei alese atunci când adâncimea maximă a fost atinsă. Pașii algoritmului ar fi:

1. Se construiește arborele jocului până la o anumită adâncime
2. Evaluare scorului pentru fiecare frunză
3. Propagarea înapoi de la frunze spre rădăcină:
 - (a) Pentru MAX se selectează maximele
 - (b) Pentru MIN se selectează minimele
4. La nodul rădăcină se alege scorul maxim, reprezentând cea mai bună mutare.

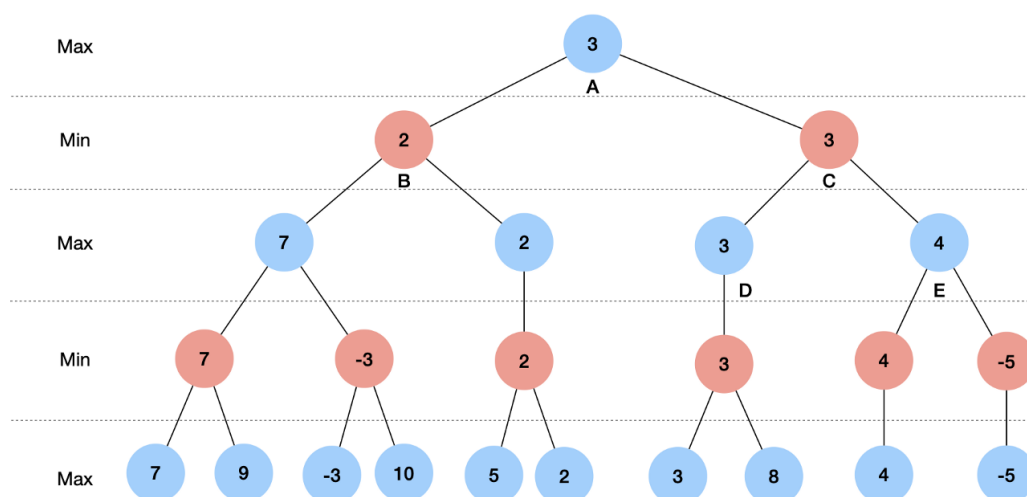


Figura 1.10. Algoritmul minimax¹⁰

1.1.5.1. Algoritmul retezarea alpha-beta

Algoritmul retezarea alpha-beta(Figura 1.11) vine în ajutorul algoritmului minimax pentru a minimiza numărul de noduri evaluate. Acesta oprește evaluarea nodului în 2 cazuri[10]:

1. Dacă valoarea alfa este mai mare sau egală decât valoarea beta a unui nod descendent, atunci se oprește generarea fiilor nodului descendent.
2. Dacă valoarea beta este mai mică sau egală decât valoarea alfa a unui nod descendent, atunci se oprește generarea fiilor nodului descendent.

¹⁰<https://towardsdatascience.com/>

Algoritmul returnează aceeași valoare cu algoritmul minimax doar că evită calculul anumitor noduri.

Algoritmul folosește variabila alfa pentru a păstra cea mai bună valoare pe care o are MAX, iar beta pentru MIN.

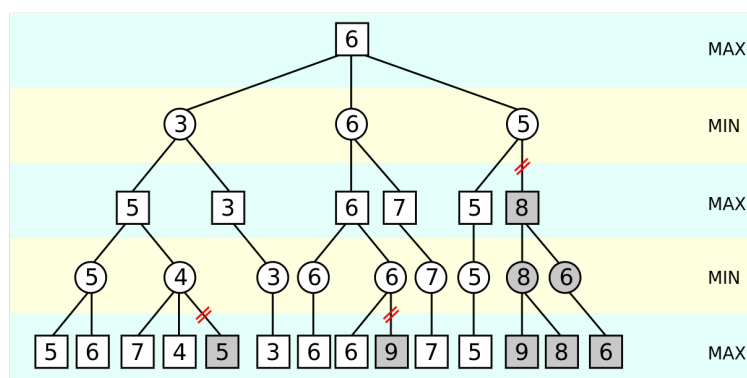


Figura 1.11. Algoritmul retezarea alpha-beta¹¹

1.1.6. Algoritmul Monte Carlo

Algoritmul Monte Carlo este un algoritm de decizie recursiv folosit în jocuri de strategie. A fost folosit în 2016 cu o rețea neuronală pentru AlphaGo.

AlphaGp a folosit Monte Carlo pentru a aduna date de antrenare pentru rețeaua neuronală, evitând să mai învețe din jocurile oamenilor. Acesta folosește doar regulile jocului și folosește o rețea cu două capete, care aproximează politicile[11], pentru a învăța.

MCTS pune accentul pe analiza celor mai promițătoare mutări, extinzând arborele de căutare bazat pe eșantionarea aleatorie[10]. Rezultatul este folosit pentru a pondera nodurile astfel încât nodurile mai bune sunt folosite în rundele următoare.

Algoritmul MCTS este format din 4 pași: Selecția, Expandarea, Simularea, Propagarea înapoi.

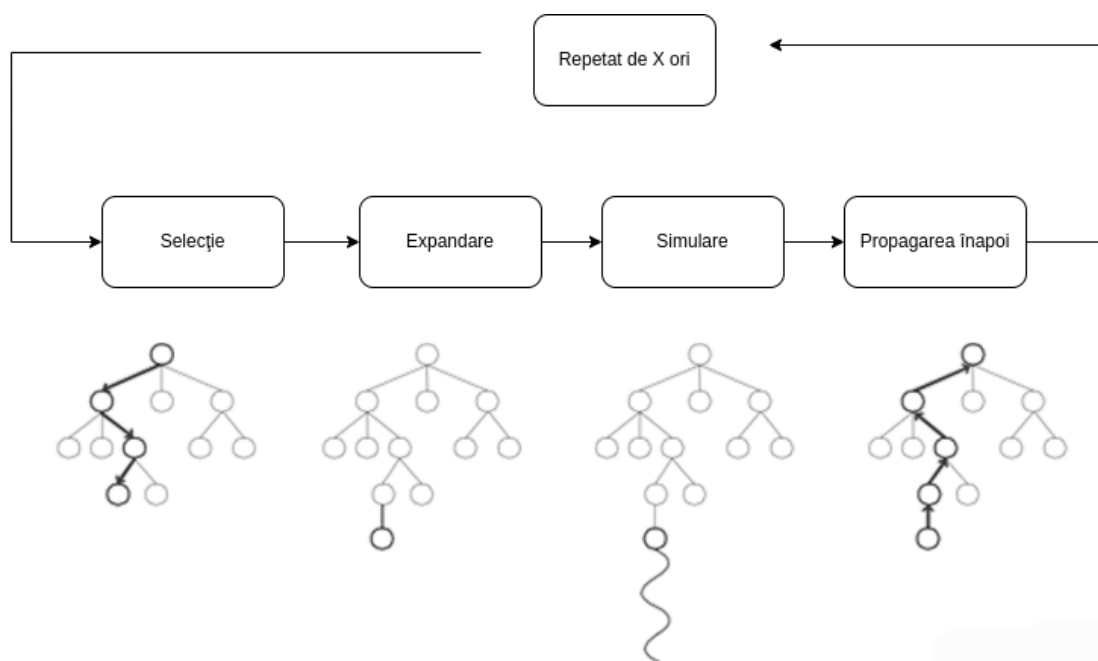


Figura 1.12. Algoritmul Monte Carlo¹²

¹¹<https://en.wikipedia.org/wiki/>

1.1.6.1. Selecția

Pornind de la nodul rădăcină, selectăm succesiv nodurile folosind o strategie specifică până ajungem la frunză. Strategia este folosită pentru a selecta optim valoarea cea mai bună. MCTS folosește Limita superioară de încredere(Upper Confidence Bound(UCB)). Fiecare nod conține numărul de victorii și numărul de selecții.

$$UCB1 = \frac{w_i}{n_i} + C * \sqrt{\frac{\log N}{n_i}} \quad (1.1)$$

- w_i - numărul de victorii al nodului fiu i
- n_i - numărul de simulări în nodul fiu i
- N - numărul de simulări în nodul curent
- C - constantă folosită pentru ponderarea explorării și exploatării

1.1.6.2. Expandarea

Expandarea se execută atunci când selecția nu mai este posibilă.

Cât timp jocul nu se termină decisiv în frunză gasită, în etapa de selecție, creăm un nod nou sau mai multe.

Sunt selectate în mod aleatoriu un nod frunză nevizitat, deoarece pentru nodurile nevizitate UCB1 este infinit.

1.1.6.3. Simularea

În acest proces, o simulare este executată până ajungem la un rezultat. Se aleg mutări aleatorii până se atinge o stare terminală, victorie sau înfrângere.

În locul căutării pur aleatorii, se pot folosi euristici care să aleagă mutări mai bune.[curs IA].

1.1.6.4. Propagarea înapoi

După aflarea rezultatului a nodului nou creat, actualizăm informațiile de la frunză până la nodul rădăcină.

Nodurile parcurse în etapa de simulare nu se actualizează, doar cele de la nodul selectat în sus.

1.1.7. Alegerea mutării

După aplicarea algoritmului, se alege mutarea cu cel mai mare număr de selecții, deoarece valoarea sa este cel mai bine estimată[curs IA]

Dupa ce se execută mutări de ambele părți, se pot refolosi valorile subarborelui.

1.1.8. Tabela de transpozitie

Tabela de transpoziție este un cache pentru pozițiile anterior calculate, folosit adesea în jocul de șah. O poziție poate fi atinsă în mai multe secvențe de mutări. Dacă poziția a fost găsită în baza de date, calculul nu mai trebuie făcut, rezultând în obținerea mutării "mai bune" într-un timp mai bun.

1.1.8.1. Operația de hashing Zobrist

Operația de hashing Zobrist este funcția de hashing folosită în jocurile de strategie, pentru a implementa tabela de transpoziție astfel încât să evităm analizarea aceleași poziții de mai multe ori.

Hashuirea începe prin generarea aleatorie a numerelor de 64 bits pentru fiecare element posibil. Fiecare căsuța are 12 numere reprezentând 6 piese diferite ale albului și 6 ale negrului (Figura 1.13). După generarea numerelor pentru fiecare casuța se efectuează funcția XOR (Figura 1.14) pentru a forma cheia unică Zobrist.



Figura 1.13. Numere generate aleatoriu pentru fiecare celulă¹³

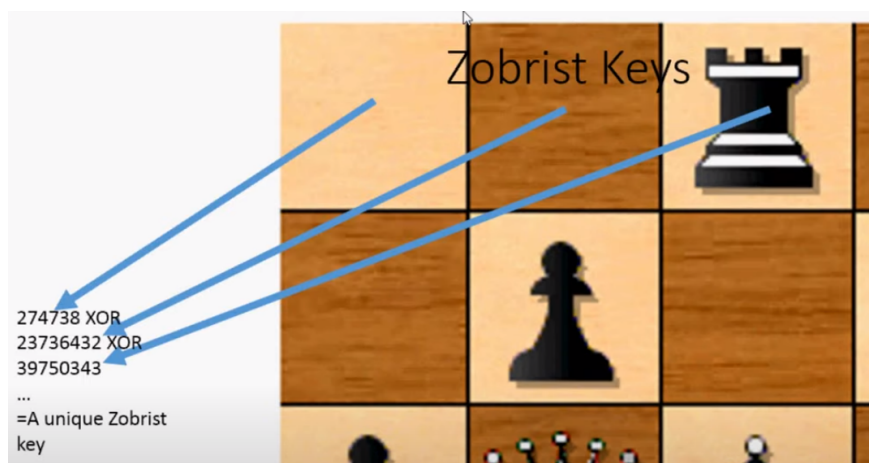


Figura 1.14. Cheia unică zobrist¹⁴

¹⁴<https://youtu.be/QYNRvMo1N20?t=353>

1.1.8.2. Datele stocate în tabela de transpoziție

În baza de date sunt stocate date despre adâncime, mutarea făcută și scorul poziției identificate prin cheia unică. Adâncimea ne specifică la ce nivel am obținut scorul. Dacă în timpul algoritmului avem aceeași stare dar suntem la un nivel mai mare ca cel din baza de date, nu vom folosi rezultatul din tabela de transpoziție. Doar dacă nivelul din algoritm este mai mic atunci vom folosi scorul din baza de date. Nivelul mai ridicat ne arată că rezultatul este mai util față de cel cu adâncimea mai mică.

```

1  {
2      8544513627688316925:{
3      mutare: Rc7,
4      adâncime: 6,
5      scor: 230
6  },
7  }
```

1.2. Calcularea scorului

Pe parcursul istoriei jocului de șah au existat diferite teorii pentru a identifica dacă o poziție este în avantajul jucătorului.

1.2.1. Structura pionilor

1.3. Tema propusă

Tema propusă în această lucrare constă în aplicarea algoritmilor monte carlo și retezarea alpha-beta. În ajutorul acestor algoritmi vine tabela de transpoziție și deschideri care scad din numărul de calcule. Acesta vine în sprijinul jucătorilor de șah care doresc să-și gasească un adversar care este de nivelul acestora.

Scopul acestei lucrări nu este doar pentru a juca împotriva calculatorului. În același timp putem verifica care algoritm este mai eficient în anumite cazuri de joc.

A fost propusă această lucrare deoarece inteligența artificială aplicată în jocul de șah este o temă de actualitate unde de la an la an se fac descoperiri și moduri inedite pentru rezolvarea jocului.

1.4. Lucrări similare. Analiza de aplicații existente

Până în prezent, au existat numeroase programe, folosind diferiți algoritmi pentru a rezolva jocul de șah.

Deep Blue a fost primul motor de șah care a câștigat împotriva unui campion mondial, acela fiind Garry Kasparov, considerat fiind cel mai bun jucător de șah din toate timpurile. Motorul de șah, construit de IBM, a folosit algoritmul alpha-beta, împreună cu partea hardware contruită de IBM, Deep Blue putea analiza 200 milioane de poziții pe secundă.

Funcția de evaluare a lui Deep Blue a fost inițial scrisă într-o formă generalizată cu mulți parametri care trebuie determinați. Acesta a fost scris în limbajul C. Valoarea parametrilor a fost determinată prin analiza jocurilor de șah[4]. Motorul de șah a folosit o carte de deschidere de aproximativ 4000 de poziții.

Pentru partea hardware, motorul a folosit cipuri VLSI (Figura 1.15) având în folosință 30 PowerPc 604e procesoare[12].

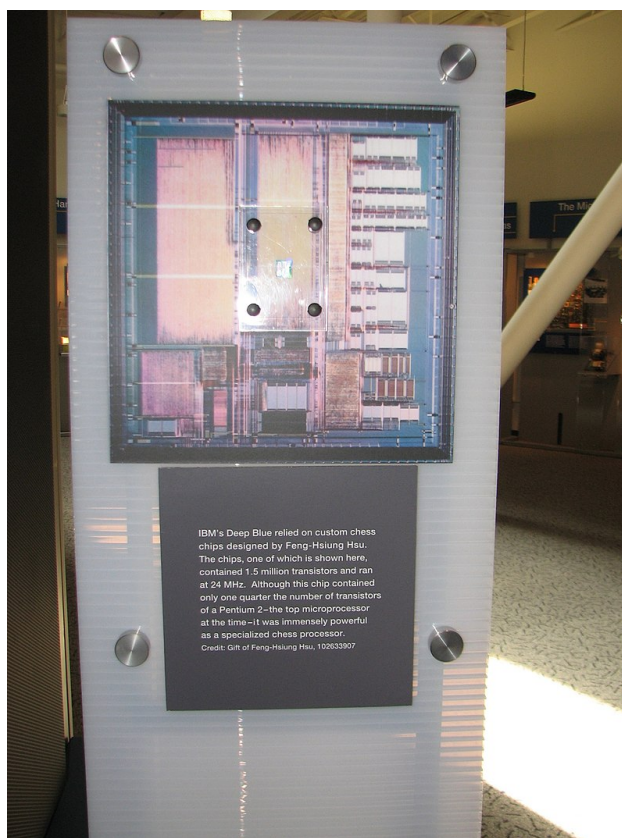


Figura 1.15. Chip Deep Blue¹⁵

Stockfish este un motor de șah gratis și cu sursă deschisă. La momentul actual, Stockfish este cel mai puternic motor de șah, fiind estimat la un ELO de 3529.

Acesta utilizează 512 procesoare și o tabelă de transpoziție de 32 TB. La fel ca și Deep Blue, Stockfish aplică o versiune de căutare alpha-beta. Comparativ cu alte motoare, acesta produce o rețezare mai agresivă. Stockfish ajunge la adâncimi de 40, față de Deep Blue care ajunge în medie 6-8[13].

AlphaZero este un program dezvoltat de DeepMind pentru a rezolva jocuri precum șah, shogi sau go. Față de motoarele de șah Deep Blue și Stockfish, AlphaZero folosește algoritmul de căutare Monte-Carlo. Pentru fiecare mișcare, programul caută doar o fracțiune din pozițiile posibile. Stockfish are căutări de 60 milioane (Figura 1.16), comparativ cu AlphaZero 60 mii[6].

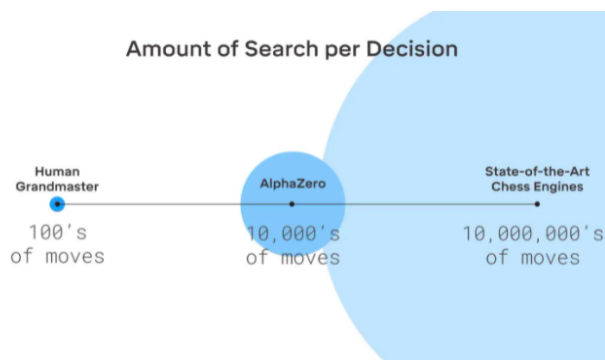


Figura 1.16. Comparație AlphaZero¹⁶

¹⁵<https://www.flickr.com/>

¹⁶<https://www.deepmind.com/>

Altă diferență dintre cele două este că AlphaZero nu se folosește euristici și reguli contruite de jucatorii de șah. A fost înlocuit acest lucru cu o rețeau neuronală și algoritmi precum Monte-Carlo, folosind doar cunoștițe despre regulile de bază ale jocului.

Capitolul 2. Proiectarea aplicației

2.1. Proiectarea software a aplicației

Aplicația prezentată în acest document este oferită utilizatorilor sub forma unei aplicații desktop unde utilizatorul poate selecta să joace contra altui utilizator sau contra calculatorului.

Implementarea aplicației a fost realizată folosind Visual Studio Code cu limbajul de programare Python 3.10 care pune la dispoziție o varietate de module utile în lucrul cu matrici, procesarea imaginilor și dezvoltarea interfeței cu utilizatorul.

2.1.1. Python

Python este un limbaj de programare de nivel înalt, orientat obiect și multi-paradigmă. Proiectarea limbajului pune accent pe o înțelegere mai ușoară și rapidă a codului.

Limbajul folosește garbage-collector, prin intermediul căruia acesta redobândește memoria care nu mai este folosită. O altă caracteristică importantă este declararea variabilelor, aceasta nu este fixată la începutul declarării ci este determinat de interpretor.

Programul Python este interpretat, acesta este executat linie cu linie și nu tot în același timp. Nu trebuie compilat deoarece este procesat la runtime de interpretor.

Limbajul este unul portabil, astfel încât codul sursă poate fi folosit pe diferite mașini fără a efectua diferite modificări.

Un factor important în alegerea limbajului Python a fost suportul pentru interfața grafică cu utilizator. Python poate fi folosit ușor cu Tkinter, JPython și un modul specific Pygame.

Python dispune de o multitudine de biblioteci, acesta fiind descris și ca un limbaj cu "batteries included". Datorită bibliotecilor, limbajul este folosit deseori pentru proiecte de inteligență artificială, învățare automată și securitate cibernetică.

Am folosit acest limbaj deoarece dispune de o varietate mare de biblioteci, ușor de utilizat pentru implementarea unei interfețe grafice prin biblioteca PyGame și accesarea rapidă la sistem de management al bazelor de date MongoDB, oferind totodată simplitatea scrierii codului.

Module utilizate în cadrul aplicației sunt:

- Pygame - un set de module utile pentru a construi un joc în Python[14]
- PygameMenu - set de module pentru implementarea meniului
- Numpy - pentru lucrul cu vectori și matrici[15]
- MongoEngine - folosit pentru a lucra cu sistem de management al bazelor de date MongoDB[16]
- json - folosit pentru a extrage sau încărca documente în baza de date

2.1.2. MongoDB

MongoDB este un sistem de management al bazelor de date, multi-platformă orientată pe documente care stochează datele sub formă de cheie-valoare. Acesta folosește documente de tip JSON, util în lucrul cu o multitudine de date distribuite și aplicații web. Sistem de management suportă o varietate mare de tipuri de date: numere, vectori, hash.

Caracteristicile bazei de date MongoDB sunt[17]:

- Baza de date fără schemă: O colecție poate stoca diferite tipuri de documente, fără ca acestea să fie la fel față de bazele de date SQL.
- Scalabilitatea: MongoDB oferă scalabilitate orizontală. Acest lucru este realizat prin partajarea datelor pe mai multe servere.

- Ad hoc: Suport pentru interogări ad hoc.
- Indexarea: Permite gasirea documentelor fără a scana toata baza de date.
- Replicarea: Un master poate efectua citiri și scrieri, iar un slave copiază datele de la master și poate fi folosit doar pentru citiri sau copii de rezervă.[mongodb feature]
- Eficiență: Operațiile sunt mai rapide ca într-o baza de date relațională
- Agregarea: Permite efectuarea de operații asupra datelor grupate și obținerea unui singur rezultat
- Conține date eterogene

Dezavantajele MongoDB sunt:

- Folosește multă memorie pentru stocarea datelor.
- Există o limită de 16MB pentru documente
- Nu este suportată operația de tranzacție.

Exemplu de document păstrat în baza de date pentru cheile Zobrist:

```
1  {
2      "_id": {
3          "$oid": "62b46989b23cdb603394bbc7"
4      },
5      "row": 0,
6      "cols": [
7          [
8              {
9                  "$numberLong": "7968574837187944547",
10                 ...
11             },
12             ...
13         ],
14         ...
15     }
```

Am ales să folosesc sistemul de management MongoDB deoarece suportă tipuri de date vectori și hash. Aceste tipuri de date sunt utile pentru implementarea tablei de transpoziție.

În același timp, modulul mongoengine face accesarea bazei de date simplă.

2.2. Descrierea modulelor principale ale aplicației

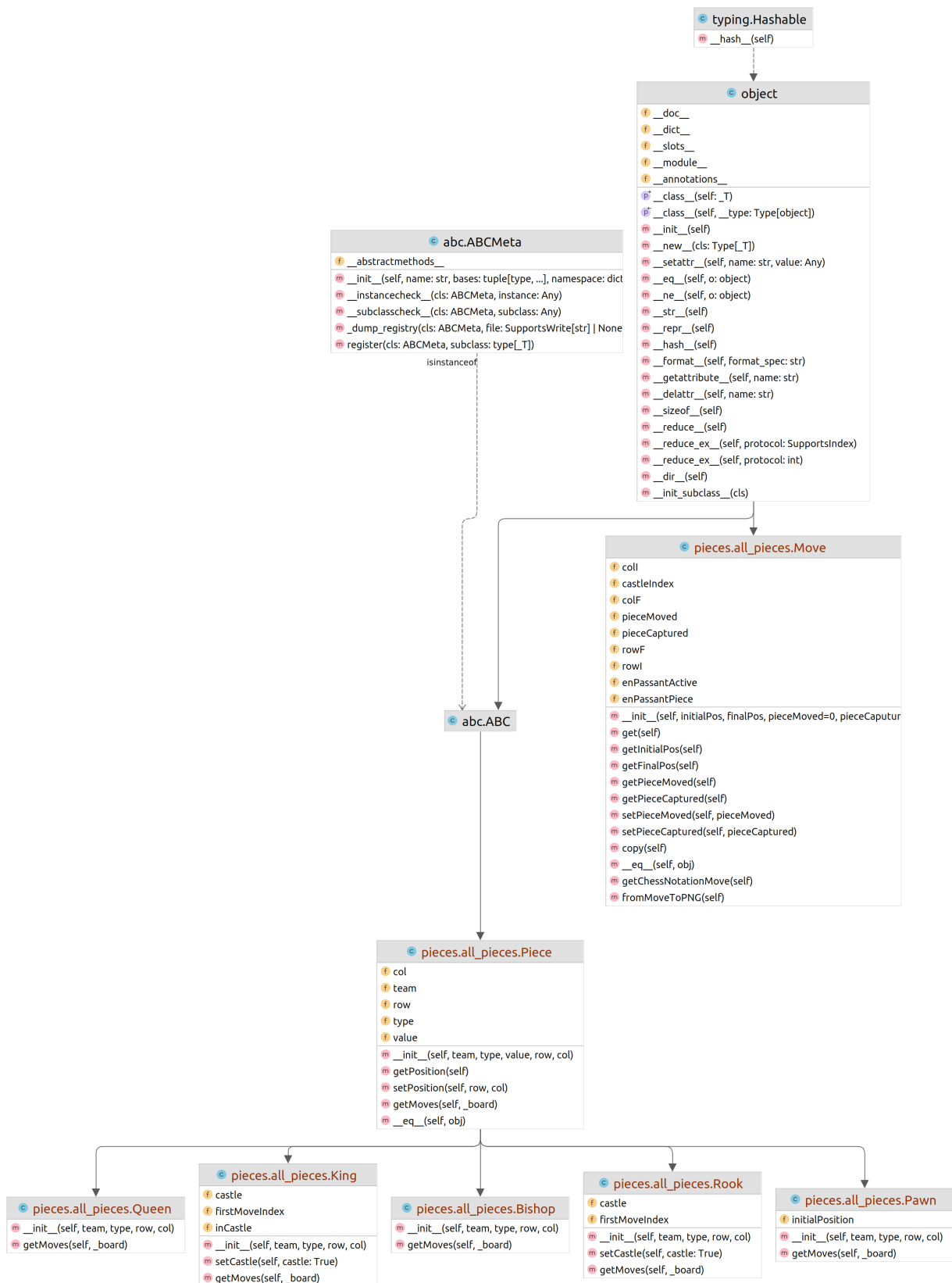
În cadrul programului avem 7 module scrise în limbajul Python. Modulul Piece ce reține informații despre piese, modulul Move ce conține informații necesare despre modul în care a fost mutată piesa, modulul Score folosit pentru evaluarea la finalul algoritmului, modulele monteCarlo și alphaBeta conținând algoritmii pentru inteligența artificială, modulul Zobrist ce este folosit pentru tabela de transpoziție, alt modul este Board ce reține referințele pieselor și diferite funcții pentru a respecta regulile jocului și ultimul modul principal este Gui ce ofera interfața cu utilizatorul prin intermediul PyGame.

2.2.1. Modulul Pieces

Piece conține clasele pentru piese jocului de șah.

Acesta conține toate piesele jocului de șah. Avem clasa abstractă Piece ce conține funcția `getMoves`, ce oferă informații despre toate mutările valide ale piesei respective. Alte informații importante ce reține obiectul sunt echipa de care aparține piesa, alb sau negru, valoarea piesei și poziția.

În modulul Pieces avem și Move ce reține informații despre mutare. Are ca scop reținerea mutării făcute, pentru a fi trimisă la verificare în modulul Board.py. În același timp acesta este folosit pentru a face translarea din mutarea făcută de utilizator în limbaj PGN, folosit pentru cartea de deschidere.

Figura 2.1. Diagrama pentru modulul Pieces¹⁷

Câmpurile și metodelor clasei Piece:

- `team` - pentru specificarea echipei.
- `type` - pentru specificarea tipului de piesa (folosit în special pentru traducerea în PNG)

- value - valoarea piesei
- row, col - folosit pentru poziția piesei pe tabla de joc
- getMoves() - funcția folosită pentru a colecta mutările piesei

2.2.2. Modulul Score

Score.py folosit pentru calcularea scorului.

Modulul Score are ca cerință să evalueze poziția jucătorului. Acest calcul se face în diferite moduri, unul dintre ele este adunarea numărului de piese existente pe tabla de joc. În ajutorul acestui calcul vin funcții din module precum bishopScore sau pawnScore, ce folosesc teoria jocului de șah pentru a oferi un scor mai exact.

Funcții folosite de modulul Score pentru rezultatul jocului:

- bishopPair - acordă puncte în plus dacă ambii nebuni sunt disponibili jucătorului
- doubledPawnScore - penalizează jucătorul care are doi sau mai mulți pioni pe aceeași coloană
- isolatedPawn - penalizează jucătorul care are pe tabla de joc pioni izolați
- rookOpenFile - acordă puncte dacă tura este pe linie fără alte piese

2.2.3. Modulul MonteCarlo

MonteCarlo.py conține implementarea algoritmului MCTS.

Funcția bestMove returnează mutarea cea mai bună după executarea algoritmului. Folosită de modulul Gui pentru executarea mutării.

Câmpuri și funcții relevante:

- untriedMoves - nodurile care nu au fost încă vizitate
- moveMade - reține mutarea făcută pentru a reuși propagarea înapoi
- bestMove - returnează mutarea cea mai bună

2.2.4. Modulul AlphaBeta

AlphaBeta.py conține implementarea algoritmului rețezarea alpha-beta. La fel ca modulul MonteCarlo acesta este accesat din modulul Gui.

2.2.5. Modulul tablei de transpoziție

Modulul folosit pentru tabela de transpoziție.

Modulul Zobrist implementează crearea cheilor zobrist pentru a face o cheie unică reprezentativă stării jocului. În plus, modulul are ca rol calcularea cheilor și inserarea acestora în baza de date Mongo împreună cu valori precum scor și adâncimea.

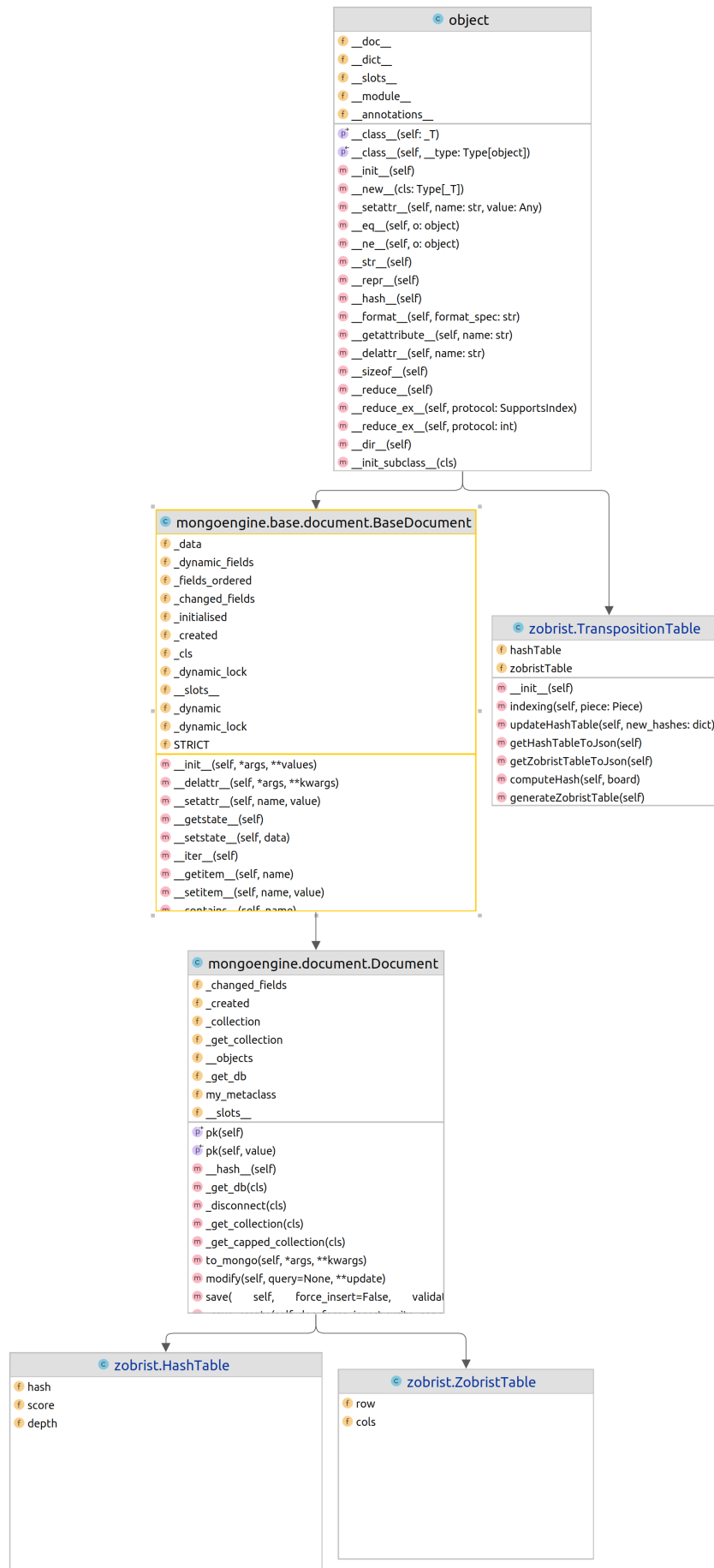
Clasa ZobristTable moștenește clasa Document pentru trimiterea informațiilor în MongoDB.

Câmpurile sunt:

- row
 - cols - cheile generate aleator pentru fiecare celulă de pe rândul specificat de câmpul row
- Clasa HashTable moștenește clasa Document, ce reține cheile unice Zobrist.

Câmpurile pentru HashTable:

- hash - cheia unică Zobrist
- score - scorul tablei
- depth - adâncimea la care a fost calculat scorul

Figura 2.2. Diagrama modului tabeli de transpoziție¹⁸

2.2.6. Modulul Board

Modulul Board.py reține logica tablei de joc.

Modulul are rolul de a reține referință la piesele de joc, de a identifica dacă este șah sau șah mat. Conexiunea dintre Gui și Board se face prin funcția guiToBoard, folosind ca variabilă un element de tip Move.

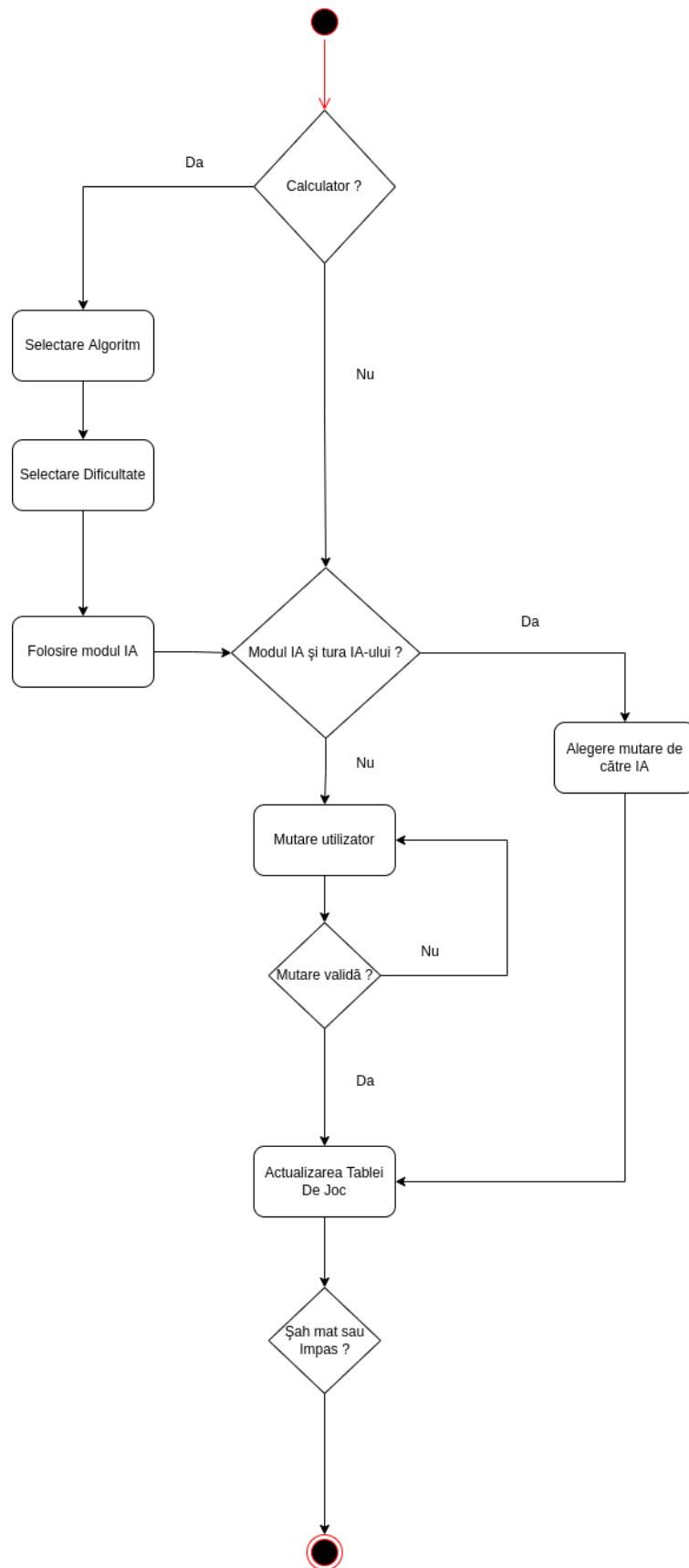
Câmpurile și funcțiile relevante:

- pins - stochează piesele care sunt fixate
- attackPins - piesele care atacă piesele fixate
- guiToBoard - funcția pentru a face tranziția dintre interfață și tabla de joc

2.2.7. Modulul pentru interfață

Modulul Gui.py face conexiunea dintre utilizator și Board

Utilizatorul poate selecta dacă dorește să joace cu AI-ul sau cu un alt utilizator. În modul AI acesta poate alege algoritmul, adâncimea și în cât timp să returneze calculatorul mutarea considerată cea mai bună.

Figura 2.3. Schema logică de funcționare a aplicației¹⁹

2.3. Limitele în care va funcționa aplicația

Aplicația funcționează optim atunci când nu sunt selectate adâncimi foarte mari sau repetări în cazul Monte Carlo.

În același timp, răspunsul aplicației poate să difere în funcție de procesorul calculatorului.

Capitolul 3. Implementarea aplicației

Scopul acestei lucrări este de a aplica metode de inteligență artificială pentru jocul de șah. În cadrul proiectului sunt folosiți doi algoritmi: rețezarea alpha-beta și algoritmul Monte Carlo. În același timp, algoritmiile vor avea acces la o tabelă de tranpoziție pentru salvarea stărilor.

Implementarea proiectului a fost folosit limbajul Python 3.10 și pentru managementul bazelor de date a fost folosit MongoDB.

3.1. Implementarea logicii jocului de șah

Primul pas în aplicarea metodelor de inteligență artificială este de a genera tabla de joc împreună cu regulile sale. Implementarea pieselor de șah se găsește în folderul pieces și generarea tablei de șah este în fișierul board.py.

3.1.1. Generarea Tabelei

Pentru generarea tablei avem clasa Board din board.py. La crearea obiectului se construiesc piesele, care sunt puse în poziții specifice pe tabla de joc(matrice). Utilizatorul poate alege un anumit final de joc, în mod implicit se construiește tabla de joc din Figura 1.1.

3.1.2. Piese de șah

În cadrul lucrării a fost creat un folder pieces în care regasim câte un fișier Python corespunzător fiecărei piese de șah, exemplu king.py. Fiecare conține o clasă respectivă numelui fișierului, care extinde clasa abstractă Piece din fișierul piece.py.

Clasa Piece suprascrie și funcția de comparare eq, pentru a verifica dacă piesele comparate sunt de același tip și dacă se află pe aceeași poziție pe tabla de joc.

3.1.3. Mutările posibile ale pieselor

Mutările sunt obiecte de tip Move din fișierul move.py, ce conțin informații despre poziția inițială, poziția finală, referință la piesa mutată și piesa capturată.

Toate clasele pieselor conțin funcția getMoves ce returnează toate mutările piesei. Aceste mutări nu sunt verificate dacă pun în pericol regele, verificarea se face de funcția validMovesPieceWithChecking din board.py.

Pentru mutările valide ale turei, implementarea constă în parcurgerea matricei în direcțiile valide ale turei, acestea fiind în sus, jos, dreapta, stânga. Se parcurg direcțiile și se construiesc mutările cât sunt în interiorul tablei. Dacă se găsesc celule goale, egale cu zero, se adaugă în lista de mutări. Căutarea se oprește pe o anumită direcție atunci când este întâlnită o piesă inamică sau din aceeași echipă.

3.1.4. Verificarea pentru șah, șah mat și impas

Mutările returnate de getMoves pentru fiecare piesa, nu verifică dacă pun în pericol regele, specificat și în secțiunea anterioară. În clasa Board, avem funcția getChecksAndPins pentru identificarea pieselor care nu pot fi mutate și piesele adversarului care pun în șah regele. Tot o dată, getEscapeCheckValidMoves returnează mutările valide pentru scăparea din șah dacă acestea există.

3.1.4.1. Șah și piesele fixate

În funcția getChecksAndPins se colectează informații despre piesele fixate și piesele care dau șah. Pentru a optimiza calculul, se iau direcțiile din care poate fi atacat regele și nu toate mutările posibile ale pieselor adversarului.

Pentru fiecare direcție verificăm dacă piesa adversa poate ataca pe direcția respectivă și dacă atacul este blocat de o piesă. Pe parcursul verificării direcției se colectează informații despre celulele dintre rege și piesă adversarului. Acestea sunt folosite de funcția `getEscapeCheckValidMoves`, pentru a bloca atacul inamicului sau de a captura.

Tot o data, lista pins conține toate piesele ce nu pot fi mutate deoarece acesta blochează atacul și prin mutarea lor, regele ar intra automat în șah. Implementarea se poate vedea în codul 3.1.

```

1  if (((piece.type == 'p' and i == 1 and
2      (direction in [(1, 1), (-1, -1), (-1, 1), (1, -1)])) and
3      ((player and direction[0] < 0)
4      or (player == False and direction[0] > 0))) or
5      (piece.type == 'R' and
6      (direction in [(0, 1), (0, -1), (-1, 0), (1, 0)])) or
7      (piece.type == 'B' and
8      (direction in [(1, 1), (-1, -1), (-1, 1), (1, -1)])) or
9      (piece.type == 'Q') or
10     (piece.type == 'K' and i == 1))

```

Listing 3.1. Șah și piese fixate

3.1.4.2. Mutările pentru scăparea din șah

Funcția `getEscapeCheckValidMoves`, returnează mutările prin care șahul poate fi blocat. Aceasta folosește parametrii returnați de funcția `getChecksAndPins`, descrisă la punctul anterior.

Dacă regele primește șah doar dintr-un punct, atacul poate fi oprit nu doar de rege. Pentru atacul din două direcții regele este singura piesă care poate bloca atacul. La final, `validMoves` conține toate mutările valide, dacă acesta este gol, rezultă faptul că regele este în șah mat.

3.1.5. Mutarea pe tabla de șah

Funcția `move` din `Board`, face mutarea după ce aceasta a fost validată de funcțiile descrise anterior. Aceasta are rolul de a poziționa corect piesele mutate dar și pentru a face o salvare a stării.

3.1.6. Revenirea la starea anterioară

Pentru revenirea la starea anterioară, se folosește funcția `undoMove`, aceasta extrage ultima mutare făcută din lista `logMoves` și re poziționează piesele și stările precum dacă regele este în șah sau poate să facă rocada.

3.2. Metode de inteligență artificială

În cadrul proiectului, sunt folosiți doi algoritmi, retezarea alpha-beta și Monte Carlo. Implementările pot fi găsite în fișierele `alphaBeta.py` și `monteCarlo.py`.

3.2.1. Retezarea alpha-beta

În fișierul `alphaBeta.py` avem funcția `bestMoveMinMax` ce primește ca parametrii mutările valide și o referință la un obiect `Board`. Aceasta apelează funcția `minimax` ce are implementat algoritmul.

Recursivitatea algoritmului se termină atunci când este ajuns la adâncimea maximă sau jocul a ajuns într-o stare finală precum șah mat sau impas. Acest lucru este verificat prin variabila `status` din `Board`, fiind actualizată mereu, care specifică starea jocului. În pseudocodul din 3.2 este prezentat algoritmul retezarea alpha-beta.

Atunci când este apelat din nou funcția `minimax`, se folosește funcția `aiToBoard(move)` ce trimite mutarea și actualizează starea. După ieșirea din funcția `minimax` se apelează funcția

undoMove pentru revenirea la starea anterioară.

```

1  if (stare finala sau adâncimea=0)
2      return score
3  if playerTurn:
4      maxScore = -INF
5      for move in validMoves:
6          score = minimax(board, nextMoves, depth-1, False, alpha, beta)
7          maxScore = max(maxScore, score)
8          alpha = max(alpha, maxScore)
9          if beta <= alpha:
10             break
11     return maxScore
12 else:
13     minScore = INF
14     for move in validMoves:
15         score = minimax(board, nextMoves, depth-1, True, alpha, beta)
16         minScore = min(minScore, score)
17         beta = min(beta, minScore)
18         if beta <= alpha:
19             break
20     return minScore

```

Listing 3.2. Pseudocode reteizarea alpha-beta

În cadrul algoritmului a fost introdusă și verificarea cu tabela de transpoziție. Se efectuează operația de hashurie prin funcția computeHash și se verifică dacă există în baza de date. Dacă valoarea este găsită, se colectează scorul din tabelă și se folosește fără a mai efectua calculul (cod 3.3).

```

1  hash = zob.computeHash(board.board)
2  if hash not in zob.hashTable:
3      return scoreMaterial(board) + score
4  else:
5      return zob.hashTable[hash]["score"]

```

Listing 3.3. Verificarea cu tabela de transpoziție

3.2.2. Algoritmul Monte Carlo

Al doilea algoritm folosit, Monte Carlo, a fost implementat în clasa MonteCarloTreeSearchNode din fișierul monteCarlo.py.

Clasa are ca parametri o referință la un obiect Board, o variabilă pentru stocarea scorului, adâncimea pentru simulare și untrieMoves o listă pentru nodurile care nu au fost expandate încă. Fiecare obiect are și o listă children pentru reținerea informațiilor despre copii nodului.

Pentru oprirea simulării se folosește adâncimea sau starea finală a jocului. Pentru calcularea scorului se folosește funcția scoreMaterial din fișierul score.py.

Prin funcția bestMove, cod 3.4, utilizatorul obține mutarea considerată cea mai bună.

```

1  for _ in range(repeats):
2      node = self.selection()
3      result = node.simulation()
4      node.backpropagation(result)
5  best_child: MonteCarloTreeSearchNode = self.bestChildWithdScore()
6  return best_child.moveMade

```

Listing 3.4. Obținerea mutării optime prin algoritmul Monte Carlo

Funcția selection, cod 3.5, parcurge arbore cât timp nu este o frunză. Dacă nodul găsit nu este complet expandat acesta apelează funcția expansion pentru a obține alt nod și de al returna.

Pentru nodurile complet expandate se apelează funcția `bestChild`, pentru a optine cel mai favorabil nod, folosind formula UCB.

Se simulează nodul returnat de `selection()`, cât timp nu este stare finală sau adâncimea atinsă.

Prin funcția `backpropagation` se returnează starea la nodul rădăcină, actualizând pe parcurs valorile nodurilor.

La final este folosită funcția `bestChildWithScore` pentru a returna nodul copil cu rezultatul cel mai bun.

```

1  def selection(self):
2      current_node = self
3      while not current_node.is_terminal_node():
4          if not current_node.is_fully_expanded():
5              return current_node.expansion()
6          else:
7              current_node: MonteCarloTreeSearchNode = current_node.best_child()
8              self.board.aiToBoard(current_node.moveMade)
9      return current_node

```

Listing 3.5. Selecția din Monte Carlo

3.3. Tabela de transpoziție

Tabela de transpoziție a fost implementată pentru a eficientiza obținerea rezultatelor.

În fișierul `zobrist.py` avem doua clase `ZobristTable` și `HashTable` folosite pentru a stoca informații în MongoDB.

1. ZobristTable:

- `row` - tip `int` pentru a specifica linia
- `cols` - tip matrice ce reține toata celulele de pe rândul `row`

2. HashTable:

- `hash` - cheia unica Zobrist pentru identificarea stării
- `score` - scorul stării respective
- `depth` - adâncimea la care a fost calculat scorul

Clasa `TranspositionTable` folosită pentru a genera tabelele `Zobrist` și `Hash`. Pentru extragerea informațiilor din MongoDB se folosește `mongoengine`. Un exemplu ar fi codul 3.6.

```

1  def getHashTableToJson(self):
2      zob_dict = {}
3      docs = list(HashTable.objects())
4      for obj in docs:
5          obj_json = json.loads(obj.to_json())
6          zob_dict[obj_json["_id"]] = {
7              "score": obj_json["score"],
8              "depth": obj_json["depth"]
9          }
10     disconnect()
11     return zob_dict

```

Listing 3.6. Extragerea informațiilor din tabela de transpoziție

Operația de hashing, este implementată în funcția `computeHash` care primește ca referință la un obiect `Board`. Se execută funcția XOR pe toate celulele diferite de zero(cod3.7).

```
1  def computeHash(self, board):
2      h = 0
3      for i in range(8):
4          for j in range(8):
5              if board[i][j] != 0:
6                  piece = self.indexing(board[i][j])
7                  h ^= self.zobristTable[i][j][piece]
8      return h
```

Listing 3.7. Operația de hashing

3.4. Interfața

Interfața a fost dezvoltată folosind modulul Pygame specifică pentru implementarea jocurilor în limbajul Python.

La pornirea programului Figura 3.1, utilizatorul poate alege opțiunile.

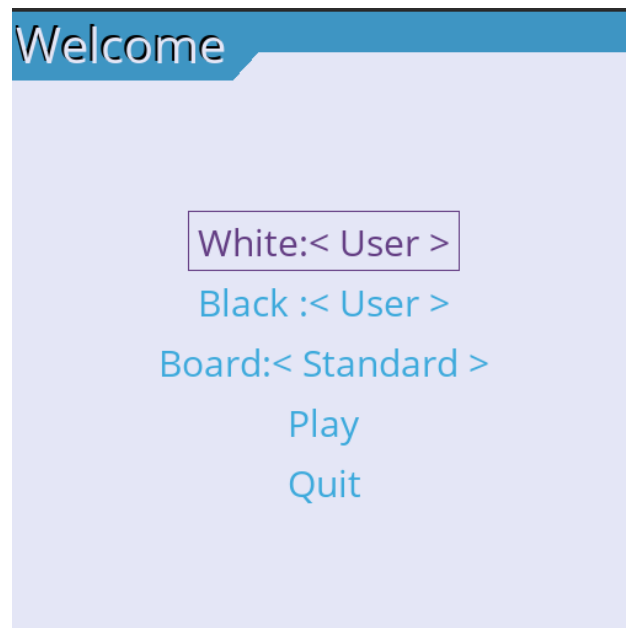


Figura 3.1. Interfață de pornire a programului

3.4.1. Opțiunile pentru jucători

Utilizatorul poate alege ce jucător să fie gestionat de calculator și ce algoritm folosește.

Din Figura 3.2, utilizatorul selectează algoritmul folosit dar și dificultatea, setată de adâncime. Altă opțiune este alegerea tablei de joc, utilizator poate selecta diferite finaluri de joc pentru exersare.

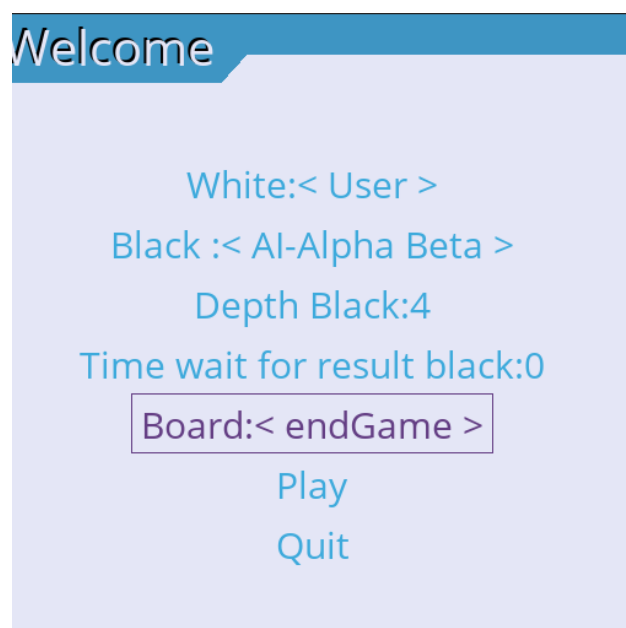


Figura 3.2. Opțiunile utilizatorului

3.4.2. Pornirea jocului

După ce utilizatorul selectează butonul Play, fereastra tablei de joc este activată.

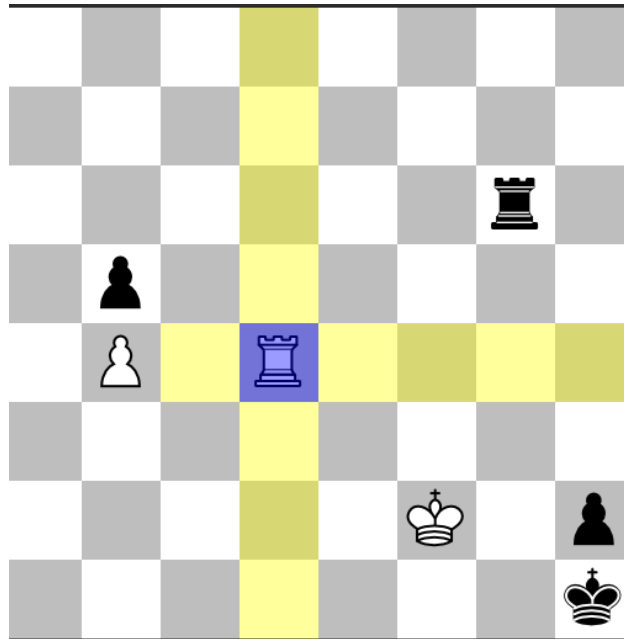


Figura 3.3. Tabla de joc din interfață

Capitolul 4. Testarea aplicației și rezultate experimentale

4.1. Lasarea aplicației

Pentru lansarea în execuție a aplicației este necesară instalarea următoarelor module:

1. pip install mongoengine
2. pip install pygame
3. pip install numpy

Algoritmii au fost testați în cazul unui joc final dintre GM Judit Polgar (2686) - GM Veselin Topalov (2786) din 2010 unde poziția albului este considerată favorabilă.

4.2. Algoritmul Monte Carlo

Algoritmul Monte Carlo pentru obținerea unor rezultate favorabile această necesită un număr mare de repetări.

4.2.1. Numărul de mutări

Figura 4.1 pune în evidență relația dintre numărul de simulări și numărul de mutări necesare pentru a obține victoria.

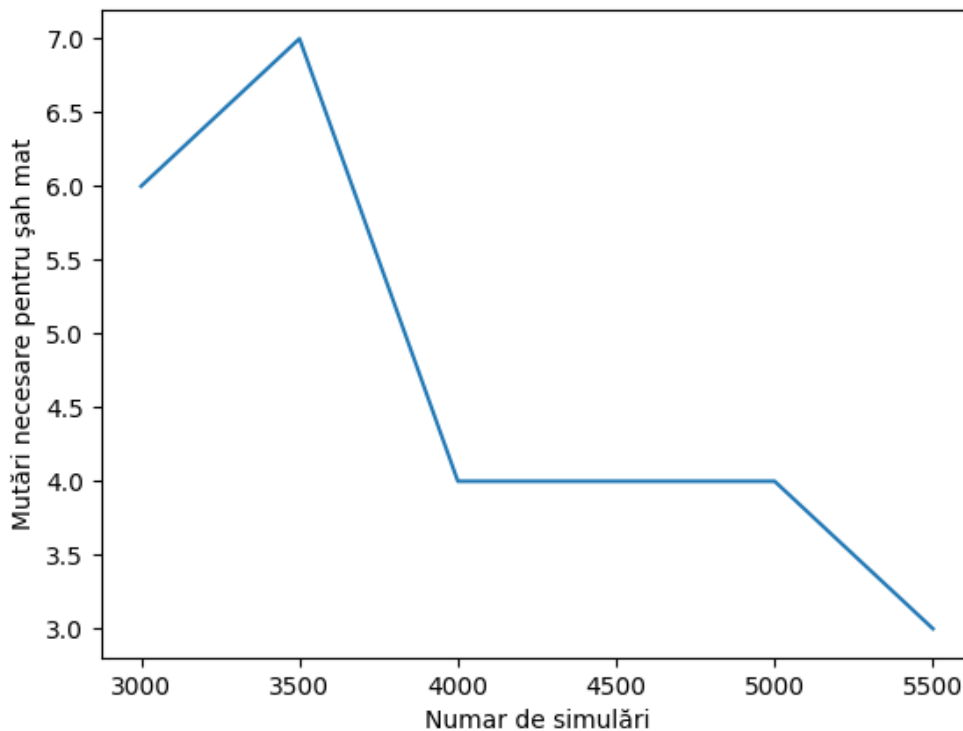


Figura 4.1. Numarul de simulări Monte Carlo²⁰

4.2.2. Numărul de minute acordate

Figura 4.2 evidențiază faptul că timpul acordat unei mutări influențează procentajul de câștig(1: câștig, 0: egalitate, -1: înfrângere).

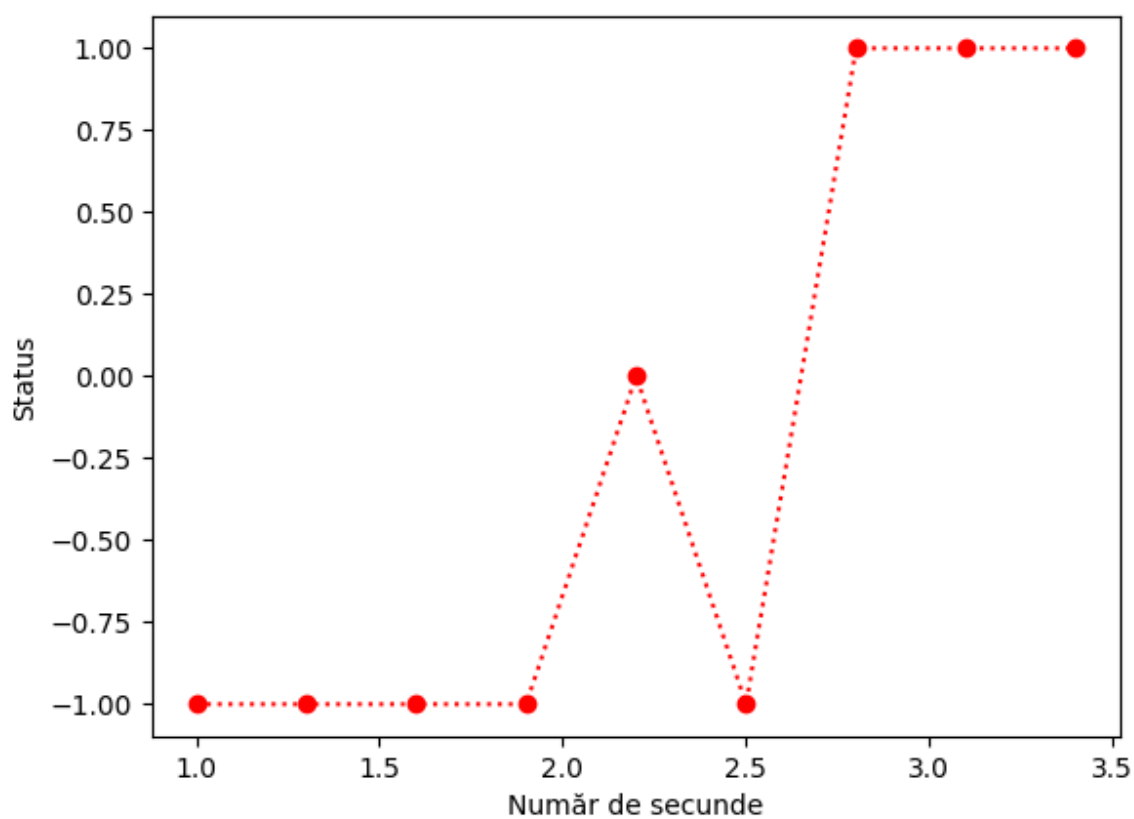


Figura 4.2. Influența timpului acordat asupra câștigului²¹

4.3. Algoritmul retezarea alpha-beta

Algoritmul retezarea alpha-beta necesită setarea unei adâncimi mari pentru obținerea rezultatelor mai bune.

4.3.1. Adâncimea căutării

Figura 4.3 pune în evidență relația dintre adâncime și precizia mutării.

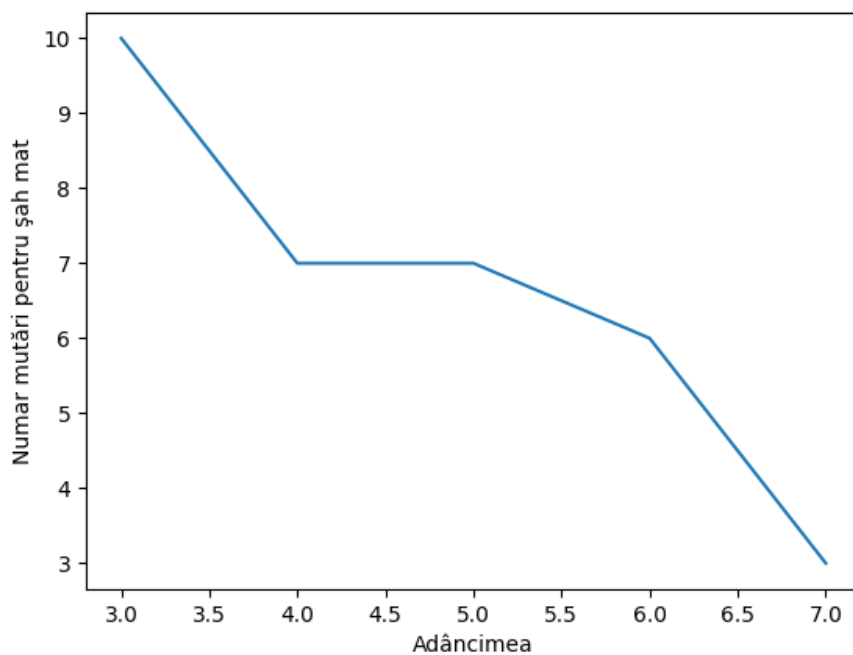


Figura 4.3. Adâncimea în relația cu numărul de mutări²²

4.4. Tabela de transpoziție

Tabela de transpoziție este folosită pentru a stoca stările anterior calculate. Dacă starea curentă este găsită în baza de date, se utilizează scorul deja calculat pentru a evita calculele. Se poate observa în Figura 4.4 diferența folosirii unei tabele de transpoziție.

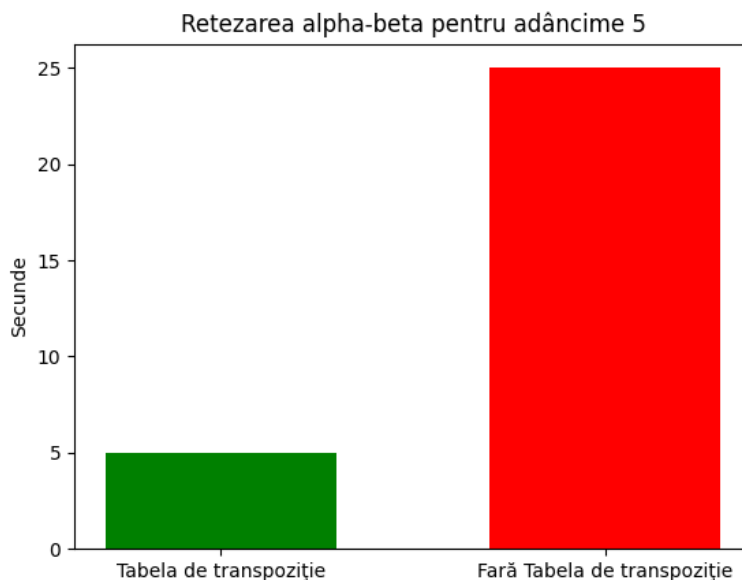


Figura 4.4. Tabela de transpoziție barchart²³

Un dezavantaj pentru folosirea tabelii de tranpoziție este încărcarea bazei de date. Se poate obeseva în Figura 4.5 numărul de documente în relație cu adâncimea.

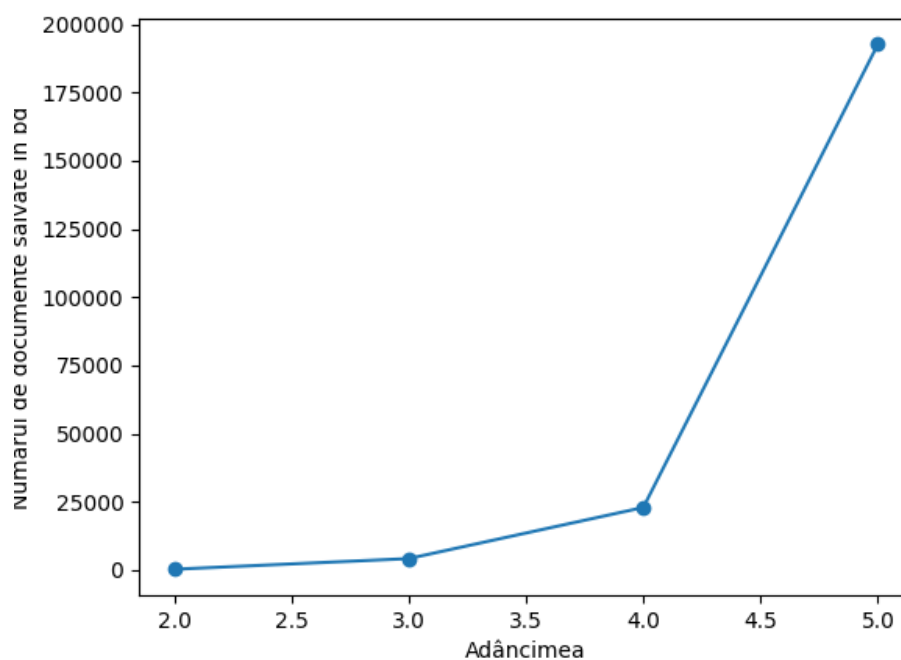


Figura 4.5. Adâncimea și numărul de documente²⁴

Figura 4.6 prezintă nivelul de utilizare a procesorului atunci când nu sunt folosiți algoritmi ci doar logica jocului de șah.

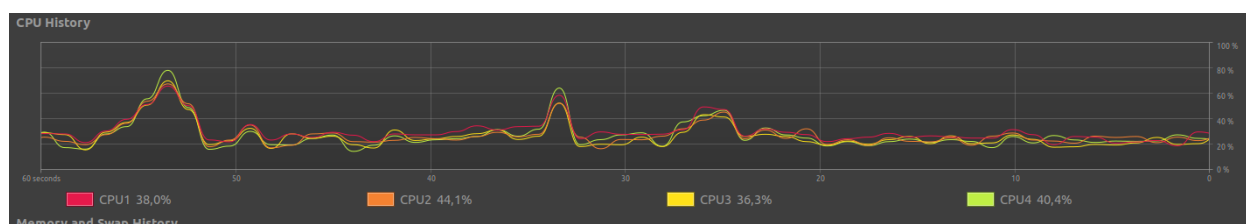


Figura 4.6. Nivelul de încărcare a procesorului pentru logica de șah²⁵

Figura 4.7 prezintă nivelul de utilizare a procesorului atunci când sunt folosiți ambii algoritmi.

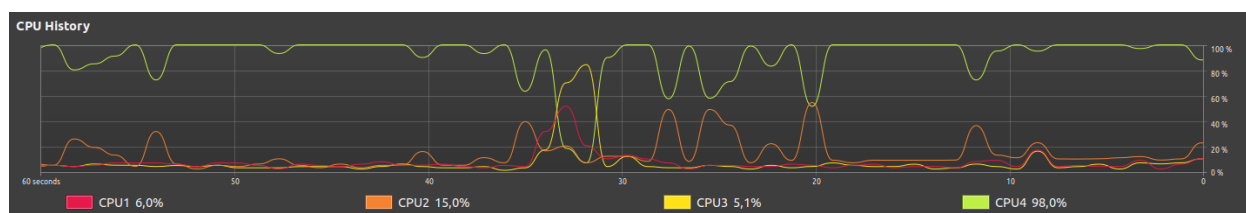


Figura 4.7. Nivelul de încărcare a procesorului²⁶

Concluzii

Proiectul implementează logica jocului de șah, a algoritmilor Monte Carlo și rețezarea alfa-beta, tabela de transpoziție pentru salvarea stărilor și interfața cu utilizatorul.

Scopul aplicației este de a compara algoritmii în diferite moduri și de a identifica care oferă rezultate mai bune. Aplicația oferă în același timp și diferite finaluri de joc pentru antrenare.

În comparație cu alte proiecte similare analizate, Stockfish și AlphaZero, aplicația nu găsește întotdeauna mutarea considerată cea mai bună. Acesta în schimb, reușește să rezolve puzzlele de șah de nivel mediu și poate fi o provocare pentru cei nou inițiați în jocul de șah.

Direcții de dezvoltare:

- Tabela de transpoziție: Aceasta folosește multă memorie și încărcarea în sistem necesită timp. Pentru a diminua aceste probleme se poate împărți baza de date în trei colecții pentru jocul de început, jocul de mijloc și jocul de final. Aplicația ar încărca în sistem doar colecția specifică stării jocului.
- Paralelism: Algoritmii folosiți, pentru a returna un rezultat corect necesită forță brută computațională, acesta conduce la un timp de răspuns lent. Paralelismul ar putea fi folosit pentru a împărți calculul arborelui.
- Calcularea scorului: Pentru returnarea unui rezultat mai exact este necesară aplicarea teoriei de șah. Elemente de calcul care pot fi dezvoltate sunt: identificarea celulelor slabe/puternice și dezvoltarea pieselor fiecărui jucător.

Bibliografie

- [1] D. Shenk, *The immortal game : a history of chess*, 1st ed. New York : Doubleday, 2007. [Online]. Available: https://archive.org/details/isbn_9780385510103/page/n1/mode/2up
- [2] B. Edwards, “A brief history of computer chess,” <https://www.pcworld.com/article/451599/a-brief-history-of-computer-chess>, 2013, Ultima accesare: 5.07.2022.
- [3] A. Bernstein, “A CHESS PLAYING PROGRAM FOR THE IBM 704,” <https://www.computerhistory.org/chess/doc-4316153963418/>, p. 2, 1959-03, Ultima accesare: 5.07.2022.
- [4] F. hsiung Hsu, *Behind Deep Blue: Building the Computer that Defeated the World Chess Champion*. Princeton University Press, 2002. [Online]. Available: https://archive.org/details/isbn_9780385510103/page/n1/mode/2up
- [5] Stockfish, “Stockfish 15,” <https://stockfishchess.org/blog/2022/stockfish-15/>, 2022-04-18, Ultima accesare: 05.07.2022.
- [6] J. S. David Silver, Thomas Hubert, *A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play*, ser. 6419. Science, 2018, vol. 362, DOI: [10.1126/science.aar6404](https://doi.org/10.1126/science.aar6404).
- [7] J. Veness and A. Blair, “Effective use of transposition tables in stochastic game tree search,” in *2007 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games*, 2007, pp. 112–116, ISBN: 1-4244-0709-5, DOI: [10.1109/CIG.2007.368086](https://doi.org/10.1109/CIG.2007.368086).
- [8] A. L. Zobrist, “A new hashing method with applications for game playing,” University of Wisconsin, Madison, Wisconsin, Tech. Rep. 88, 1969. [Online]. Available: <https://research.cs.wisc.edu/techreports/1970/TR88.pdf>
- [9] R. Basbous and B. Nagy, “Generalized game trees and their evaluation,” in *2014 5th IEEE Conference on Cognitive Infocommunications (CogInfoCom)*, 2014, pp. 55–60, DOI: [10.1109/CogInfoCom.2014.7020518](https://doi.org/10.1109/CogInfoCom.2014.7020518).
- [10] F. Leon, “Note de curs-ia,” http://florinleon.byethost24.com/curs_ia.html, 2022.
- [11] ———, “Note de curs-inva,” http://florinleon.byethost24.com/curs_ml.html, 2022.
- [12] F.-H. Hsu, “Ibm’s deep blue chess grandmaster chips,” *IEEE Micro*, vol. 19, no. 2, pp. 70–81, 1999, DOI: [10.1109/40.755469](https://doi.org/10.1109/40.755469).
- [13] T. T. C. GmbH, “How do modern chess engines work?” <https://youtu.be/pUyURF1Tqvg>, 2015, Ultima accesare: 5.07.2022.
- [14] PyGame, “Pygame,” <https://www.pygame.org/docs/>, 2022, Ultima accesare: 5.07.2022.
- [15] N. Developers, “Numpy,” <https://numpy.org/doc/stable/>, 2022, Ultima accesare: 5.07.2022.
- [16] M. Developers, “Mongoengine,” <https://docs.mongoengine.org/>, 2022, Ultima accesare: 5.07.2022.
- [17] J. K, “All about mongodb: The nosql database,” <https://acodez.in/mongodb-nosql-database/>, 2029, Ultima accesare: 5.07.2022.

