Universitatea Tehnica "Gheorghe Asachii" din Iasi Facultatea de Automatica si Calculatoare Domeniul Calculatoare si Tehnologia Informatiei Specializarea Tehnologia Informatiei

Proiect Inteligenta Artificiala

- Antrenarea unei retele neuronale utilizand algoritmi evolutivi -

Nistor Florin 1408B

Cuprins

| pri | ns | 2 |
|------|----------------------------------|----------------------------------|
| 1. | Capitolul 1: Tema Proiectului | 3 |
| | - | |
| | | |
| 2. | | |
| | • | |
| | | |
| | 2.3.Fluxul de date | |
| 3. | Capitolul 3. Funcționalitatea | 6 |
| | | |
| | • | |
| 4. | | |
| 5. | · | |
| 6. | • | |
| | | |
| 5. ¢ | | |
| 7. | | |
| | | |
| | | |
| 8. | | |
| | 1. 2. 3. 4. 5. 6. | 1. Capitolul 1: Tema Proiectului |

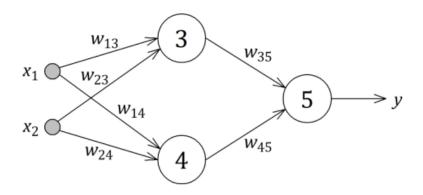
1. Capitolul 1.

Tema Proiectului:

1.1. Enunțarea temei proiectului:

Antrenarea unei rețele neuronale de tip perceptron multistrat cu o structură predefinită (un număr specificat de straturi ascunse și neuroni) cu ajutorul unui algoritm evolutiv.

Se dă un prototip de aplicație pentru implementarea unui perceptron cu un singur strat și a unui perceptron cu un strat ascuns, având configurația din figura următoare:



Prototipul include interfața grafică cu utilizatorul și desenarea regiunilor de decizie. Întrucât aici se presupune că ieșirile neuronilor aparțin intervalului [0, 1], se folosesc următoarele expresii pentru funcțiile de activare:

funcția prag:

$$f(s) = \begin{cases} 0, s < 0 \\ 1, s \ge 0 \end{cases}$$

funcția semiliniară:

$$f(s) = \begin{cases} 0, s \le 0 \\ s, s \in (0, 1) \\ 1, s \ge 1 \end{cases}$$

funcția sigmoidă unipolară:

$$f(s) = \frac{1}{1 + \mathrm{e}^{-s}}$$

Se dorește determinarea ponderilor conexiunilor dintre neuroni și a valorilor prag astfel încât rețeaua să aproximeze câteva funcții binare elementare. De exemplu:

| Funcția de activare | Funcția de aproximat | w_{13} | w_{23} | W ₁₄ | w_{24} | w_{35} | W ₄₅ | θ_3 | θ_4 | θ_5 |
|---------------------|----------------------|----------|----------|-----------------|----------|----------|-----------------|------------|------------|------------|
| prag | nand | 1 | 0 | 0 | 1 | -0.5 | -0.5 | 0.5 | 0.5 | -0.5 |
| semiliniară | or | 1 | 1 | 1 | 1 | 0.5 | 0.5 | 0 | 0 | 0 |
| sigmoidă | and | 0 | -2 | -6 | -6 | 0 | -5 | 0 | -9 | -3 |
| sigmoidă | or | -5 | -5 | 6 | 6 | -3 | 3 | -3 | 3 | 0 |
| sigmoidă | xor | -7 | -7 | -9 | -9 | 5 | -5 | -10 | -5 | 2 |

1.2. Motivul alegerii temei:

Am ales sa implementez algoritmul evolutiv pentru optimizarea retelei neuronale pentru modul in care algoritmii evolutivi pot contribui la imbunatatirea performantei retelei neuronale. De asemenea, am vazut potentialul acestui tip de abordare in rezolvarea problemelor complexe si am dorit sa explorez aceasta directie in proiectul meu.

2. Capitolul 2.

Arhitectura generală:

2.1. Componente principale:

- Algoritmul Evolutiv: Aceasta este componenta centrala a
 proiectului si include implementarea selectiei, crossover-ului si
 mutatiei, precum si logica pentru gestionarea populatiei de
 cromozomi.
- **Reteaua Neurala:** Acest modul include implementarea retelei neurale si metodele necesare pentru actualizarea ponderilor in functie de cromozomi si evaluarea performantei retelei.
- Interfata Grafica: Acest modul include o simpla interfata ce permite utilizatorului un control asupra modificarii variabilelor, generarea de valori prin antrenare, printr-un singur strat sau multistrat si un buton pentru optimizarea valorilor, utilizand algoritmul evolutiv.

2.2. Relatii intre componente:

• Algoritm Evolutiv si Reteaua Neurala: Exista o relatie stransa intre algoritmul evolutiv si reteaua neurala. Algoritmul evolutiv gestioneaza generarea, selectia si actualizarea populatiei de cromozomi, iar reteaua neurala utilizeaza acesti cromozomi pentru a ajusta ponderile si pentru evaluarea performantei.

2.3. Fluxul de date:

- Generarea initiala: Algoritmul evolutiv genereaza initial o populatie de cromozomi, utilizand metoda "MakeChromosome" din interfata "IoptimizationProblem".
- Evaluarea Performantei: Reteaua neurala este utilizata pentru a evalua performanta fiecarui cromozom in populatie prin intermediul metodei "ComputeFitness" din interfata "IoptimizationProblem".
- Actualizarea Ponderilor: Reteaua neurala ajusteaza ponderile in functie de cromozomii evaluati.
- Crossover si Mutatie: Algoritmul evolutiv utilizeaza operatiile de crossover si mutatie pentru a crea noi cromozomi in fiecare generatie.

3. Capitolul 3.

Funcționalitatea:

3.1. Descriere interacțiune:

Interfata grafica initiaza procesul prin apelul metodei "MakeChromosome" din interfata "IoptimizationProblem" pentru a genera cromozomii initiali. Algoritmul evolutiv preia acesti cromozomi si ii evalueaza prin apelul metodei "ComputeFitness" pentru a calcula performanta.

Algoritmul evolutiv utilizeaza metodele de selectie, crossover si mutatie pentru a genera o noua populatie de cromozomi.

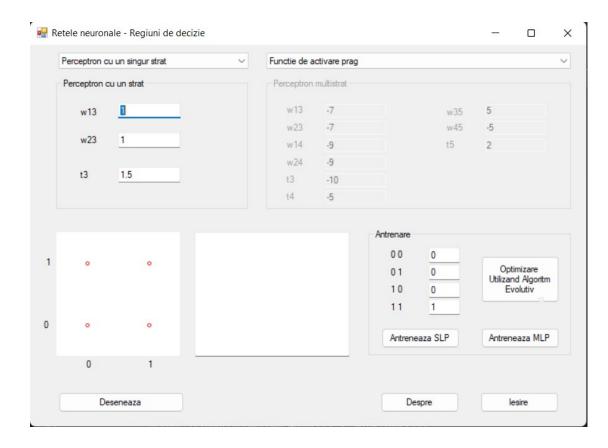
Pentru fiecare cromozom nou creat, metoda "ComputeFitness" este apelata pentru evaluarea performantei acestuia.

Dupa evaluarea performantei, reteaua neurala este actualizata cu noile ponderi calulate pe baza cromozomilor din populatie.

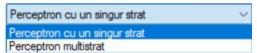
Metoda "UpdateNetworkWeights" din interfata "IoptimizationProblem" este apelata pentru a actualiza ponderile retelei cu cele ale cromozomului curent.

Procesul de optimizare continua pentru un numar specific de generatii. La finalul procesului, rezultatele, cum ar fi cromozomul optimizat sau performanta finala, vor fi afisate in interfata grafica.

3.2. Controale:



Controalele sunt pe baza de butoane descriptive in cadrul interfetei grafice utilizator. Aplicatia este intuitiva si usor de folosit pentru oricine doreste utilizarea acesteia.



Putem alege daca reteaua neurala sa fie cu un Perceptron cu un singur strat sau multistrat.



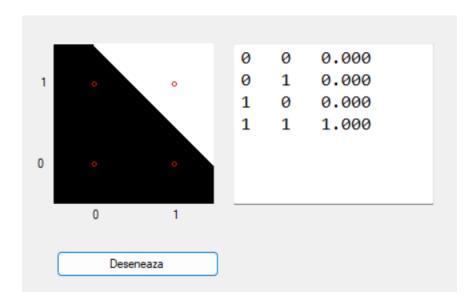
Apoi putem alege ce functie dorim ca algoritmul nostru sa utilizeze.



Putem seta manual cu ce valori dorim noi sau putem sa Antrenam algoritmul sa ne genereze el valori corecte pentru noi. Selectand ce rezultat ne dorim sa avem.



In cazul in care rezultatul nu este intocmai perfect sau ne dorim o estimare cat mai apropiata de solutia dorita putem sa optimizam valorile utilizand Algoritmul Evolutiv. Astfel putand avea valori ce sa ne ofere un rezultat cat mai exact.



Intr-un final se va afisa atat solutia pe care ne-o doream cat si un grafic al solutiei.

4. Capitolul 4.

Rolul fiecărui membru al echipei:

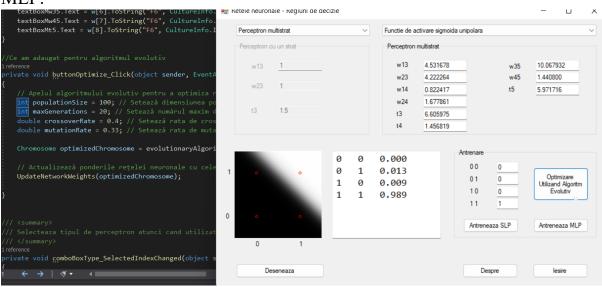
- Implementare algoritm evolutiv pe o retea neuronala Nistor Florin
- Documentatie Nistor Florin

5. Rezultate algoritm evolutiv:

Deoarece algoritmul evolutiv are nevoie de o populatie initiala si un numar de generatii cat mai mare pentru a avea o solutie cat mai buna am decis sa rulez de acasa cateva exemple avand ca parametrii:

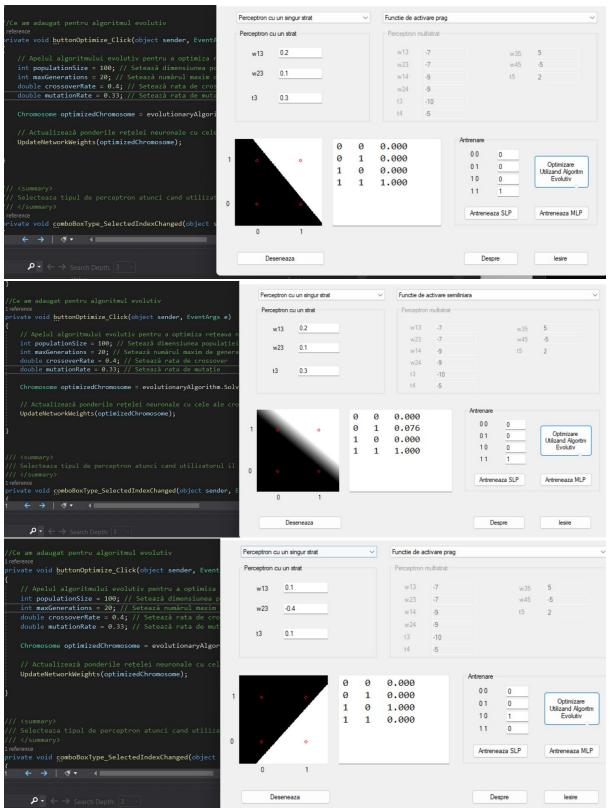
```
populationSize = 100
maxGenerations = 20
crossoverRate = 0.4
mutationRate = 0.33
```

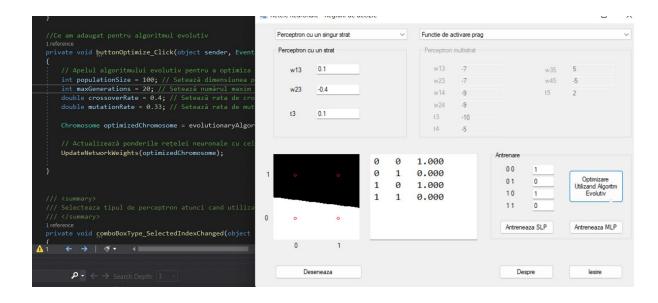
MLP:



Nu avem o solutie perfecta dar daca marim numarul de generatii o sa avem sanse mai mari sa dam peste solutia perfecta

SLP:





6. Capitolul 6.

Teste automate pentru a demonstra buna funcționare a programului:

6.1. Modulul de Testare unitară:

Modulul de testare unitară conține o serie de clase de testare, fiecare responsabilă pentru o functionalitate anume.

- Constructor_InitializezGenesWithinRange: Acest test verifica corectitudinea initializarii cromozomului in ceea ce priveste valorile genelor. Se asigura ca gena fiecarui cromozom este initializata la o valoare cuprinsa intre limitele specificate (,minValues' si ,maxValues'). Testul este conceput pentru a se asigura ca cromozomul este creat cu genele intr-un interval valid.
- Constructor_ThrowsExceptionWhenLengthMismatch:

 Verifica daca constructorul cromozomului arunca o exceptie
 atunci cand lungimile vectorilor ,minValues' si
 ,MaxValues' nu sunt aceleasi cu ,noGenes'. Scopul acestui
 teste este de a confirma ca se lanseaza o exceptie in cazul in
 care datele de intrare nu sunt consistente.
- Arithmetic_ReturnsChildWithGenesFromFatherOrMot herBasedOnRate: Verifica functionalitatea corecta a

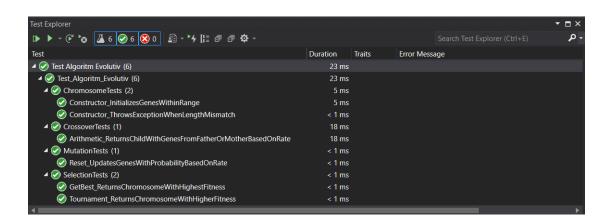
crossover-ului aritmetic. Se asigura ca copilul generat are gene preluate de la mama sau tata in functie de rata specificata. Testul este conceput pentru a valida daca crossover-ul aritmetic functioneaza asa cum este asteptat.

• Reset_UpdatesGenesWithProbabilityBasedOnRate: Acest test valideaza corectitudinea functionarii mutatiei de resetare. Se asigura ca gena unui copil este actualizata cu probabilitatea specificata, iar noua valoare este in intervalul permis. Scopul este de a confirma ca mutatia de resetare are loc doar cu probabilitatea specificata.

• GetBest_ReturnsChromosomeWithHighestFitness: Verifica daca metoda ,GetBest' returneaza cromozomul cu cea mai mare valoare de fitness dintr-o populatie data. Acest test confirma corectitudinea functionarii algoritmului de selectie a celui mai bun cromozom.

• Tournament_ReturnsChromosomeWithHigherFitness:
Acest test asigura functionarea corecta a selectiei turneu.
Verifica daca, intr-un turneu, este selectat cromozomul cu
cea mai mare valoare de fitness. Scopul testului este de a
valida ca selectia turneu alege cromozomul cu cea mai mare
valoare de fitness.

6.2. Rezultate:



7. Capitolul 7.

Explicații suplimentare:

7.1. Utilizarea algoritmului evolutiv:

Algoritmul evolutiv este o paradigma de optimizare inspirata de procesele naturale de evolutie. In contextul proiectului, acesta este folosit pentru a optimiza ponderile retelei neuronale.

- **Populatie:** Algoritmul incepe cu o populatie de cromozomi, fiecare reprezentand un set diferit de ponderi pentru reteaua neurala.
- **Evaluare:** Fiecare cromozom din populatie este evaluat prin intermediul retelei neuronale pentru a masura performanta. Acesta este un pas important pentru a determina calitatea fiecarui individ din populatie.
- Selectia: Cromozomii sunt selectionati pentru a forma o noua generatie, cu o probabilitate mai mare pentru cei cu performante mai bune. Se utilizeaza diferite metode de selectie, cum ar fi turneul sau selectia elitista.
- Crossover: Peste perechile de cromozomi selectati, se aplica crossover(incrucisare) pentru a genera cromozomi copii. Acest proces combina caracteristicile alese de la ambii parinti si creeaza indivizi cu noi caracteristici.
- **Mutatie:** Se aplica mutatii cu o anumita probabilitate pentru a introduce variabilitatea in populatie. Mutatiile pot consta in modificarea aleatorie a genelor cromozomilor.
- **Generatii:** Procesul de selectie, crossover si mutatie se repeta pe de-a lungul a mai multe generatii pentru a permite evolutia populatiei catre solutii mai bune.

7.2. Utilizarea retelei neuronale:

Reteaua neurala este folosita pentru a realiza o anumita sarcina, in cazul nostru, pentru a face predictii sau clasificari bazate pe datele de intrare.

- Arhitectura retelei: Descrie cum sunt organizate straturile si conexiunile neuronale in reteaua noastra. Acesta poate include straturi de intrare, straturi ascunse si straturi de iesire.
- Antrenarea: Ponderile initiale ale retelei sunt optimizate pentru a produce iesiri cat mai apropiate posibil de iesirile asteptate. Acest proces implica utilizarea unui set de date de antrenare si un algoritm de optimizare.

• Fine-tunning: In cadrul algoritmului evolutiv, ponderile retelei sunt ajustate iterativ pentru a imbunatatii performanta generala a retelei.

8. Capitolul 8. Bibliografie:

- Inteligenta Artificiala Laborator 12 Retele neuronale: regiuni de decizie de Florin Leon
- Inteligenta Artificiala Laborator 8 Algoritmi Evolutivi de Florin Leon
- https://en.wikipedia.org/wiki/Evolutionary_algorithm
- https://ro.wikipedia.org/wiki/Re%C8%9Bea_neural%C4%83