**Utilizarea retelelor de senzori si modelelor bazate pe Inteligenta Artificiala in automatizarea industriala**

[1 Introducere 2](#_Toc473710428)

[2 Cercetare – Faza 1 3](#_Toc473710429)

[2.1 Analiza stadiului actual al tehnologiei 3](#_Toc473710430)

[2.2 Lista problemelor adresate de solutia inovativa 4](#_Toc473710431)

[2.3 Modelul matematic utilizat pentru optimizarea sistemului 6](#_Toc473710432)

[2.3.1 Inferenta in reteaua neurala adanca propusa 10](#_Toc473710433)

[2.3.2 Antrenarea automatizata a retelei neurala adanci 12](#_Toc473710434)

[2.3.3 Analiza hiperparametrilor propusi pentru retelele neurale adanci 13](#_Toc473710435)

[2.4 Algoritmul sistemului integrat: Retea Senzori si Inteligenta Artificiala 15](#_Toc473710436)

[2.5 Mediul de executie experimental 17](#_Toc473710437)

[3 Dezvoltare si experimente – Faza 2 19](#_Toc473710438)

[3.1 Modelul experimental aplicat 19](#_Toc473710439)

[3.2 Rezultatele testelor experimentale 20](#_Toc473710440)

[4 Referinte 21](#_Toc473710441)

# Introducere

Analiza informatiilor cu ajutorul retelelor de senzori este un important subiect atat de cercetare-dezvoltare in cadrul academic cat si cu aplicare directa in aplicatii de productie din mediul comercial. Daca retelele de senzori au o istorie de peste 50 de ani, in conditiile in care prima retea de senzori wireless (SOSUS) care poarta asemanari cu retelele moderne de senzori a aparut in anii ’50 dezvoltata de armata Statelor Unite cu scopul de a detecta si urmari submarinele sovietice [1], abia in ultimii 10 ani puterea de analiza si coordonare data de retelele de senzori a inceput sa devina cu adevarat impresionanta cu ajutorul evolutiei uriase a tehnicii de calcul in termeni de procesare, stocare, retragere, comunicare. Odata cu evolutia tehnologiei de calcul – in special tehnologia de calcul paralel si disponibilitatea acesteia la scara larga si la nivele de cost acceptabil – domeniul Inteligentei Artificiale a luat o amploare deosebita cu un accent deosebit in zona de predictie bazata. Fie ca este vorba de algoritmi genetici, machine learning clasic, algoritmi genetici de machine learning sau deep learning, toate aceste modele si tehnologii ce au ca scop determinarea unei predictii/inferente in urma unui proces de invatare stau actualmente la baza stadiului actual al tehnologiei in domeniul Inteligentei Artificiale. In final, cele doua domenii – cel al retelelor avansate de senzori si cel al Inteligentei Artificiale – se unesc in punctul in care apar atat in mediul academic cat si in mediul comercial din ce in ce mai multe proiecte atat aplicabile in domeniul Internetului Lucrurilor (Internet-of-Things) cat si in alte domenii. Astfel, propunerea noastra concreta consta in utilizarea retelelor de senzori si a modelelor de Inteligenta Artificiala bazate pe Retelele Neurale Artificiale Adanci pentru optimizarea si automatizarea avansata a depozitelor de distributie. Aceasta propunere inovativa combina capacitatea de colectare si centralizare automatizata in timp real a datelor telemetrice data de o retea de senzori de arhitectura proprie cu un model inovativ de retea neurala artificiala adanca propus de noi in baza celor mai noi cercetari din domeniul Deep Learning. Rezultatul va consta intr-un prototip de sistem avansat inovativ auto-adaptabil ce va fi capabil sa optimizeze activitatea in timp real in cadrul unui depozit industrial.

# Cercetare – Faza 1

## Analiza stadiului actual al tehnologiei

Procesul depozitarii industriale si al sub-activitatilor sale aferente (planificare, logistica, s.a.m.d) poate fi asimilat cu o forma avansata a problemei vanzatorului calator (Travelling Salesman Problem sau TSP pe scurt). TSP este una din problemele complexe ce necesita o abordare din clasa NP-completa si se aplica atat in cazul problematicii adresate de lucrarea de fata cat si in alte orizontale industriale sau in domenii ca cercetarea ADN. De-a lungul timpului numeroase solutii au fost oferite pentru rezolvarea TSP plecand de la algoritmi clasici de parcurgere a grafurilor (din care amintim algoritmul Dijkstra [2] pentru determinare a rutelor optime), tracand prim metode mai avansate euristice (metode bazate pe principiul algoritmic al celui mai apropiat vecin – Nearest Neighbour) si in final metode bazate pe algoritmi de inteligenta artificiala utilizand modele evolutive / generative [3] [4].

Datorita avansului din ultimii 5 ani in tehnologiile de procesare numerica masiv paralela, stocare si comunicare, un nou sub-domeniu a devenit sinonim cu Inteligenta Artificiala – si anume domeniul Deep Learning. Domeniul Deep Learning pleaca de la teoriile si principiile modelelor matematice ale retelelor neurale (prezentate extins in sectiunea referitoare la modelul matematic utilizat pentru optimizarea sistemului propus), teorii dezvoltate in special in perioada 1985-199. Prin utilizarea resurselor puse la dispozitie de sistemele moderne de calcul si o data cu emergenta Big Data si aparitia seturilor de date mari disponibile datorita noilor tehnologii de stocare, regasire si transfer, este acum posibila antrenarea unor retele neurale artificiale cu un numar foarte mare de receptori si neuroni inlantuiti in multiple nivele si configurati capabile sa simuleze functii complexe ale creierului uman.

Problema managementului adaptiv al fluxurilor de planificare si logistica in mediile industriale, similara cu TSP pleaca de la urmatoarele ipoteze si constrangeri:

1. Volumul de date generate de procese si in particular de la retelele de senzori (acolo unde este implementata o retea de senzori) este foarte mare. Un astfel de sistem trebuie sa fie capabil sa proceseze atat volume mari de date istorice cat si volume mari de date in timp real.
2. Conditiile de functionare ale procesului industrial sunt in permanenta schimbare fiind determinate de factori ca:
   1. Adaptarea fluxurilor de afaceri la cerintele pietii
   2. Modificarea structurii interne de resurse umane atat in cazul operatorilor individuali care executa procesul cat si in cazul operatorilor umani care coordoneaza sau alimenteaza cu date procesul
   3. Modificarea structurii interne de resurse materiale incluzand intregul ecosistem de logistica
   4. Modificari ale infrastructurii electronice si a capabilitatii de colectare a datelor telemetrice
3. Analizele, inferentele si deciziile se realizeaza in timp real datorita dinamicii ridicate in zonele de procese aferente planificarii-logisticii
4. Datorita factorilor umani/materiali multiplii implicati in procesele de planificare si logistica industriala aparitia erorilor de executie are o probabilitate mai mare decat in cazul altor procese.

## Lista problemelor adresate de solutia inovativa

In baza specificatiilor prezentate in sectiunea de analiza a stadiului tehnologiei s-au identificat urmatoarele elemente principale ce sunt adresate de modelul propus de inteligenta artificiala bazata pe Deep Learning si retele de senzori pentru managementul planificiarii si logisticii industriale:

1. Utilizarea retelelor neurale adanci in medii de procesare masiva paralela pentru analiza unui volum mare de date atat istorice cat si in timp real fara a afecta timpii de raspuns si interactiunea intre utilizatori si functionalitatile sistemului
2. Adaptarea continua a modelelor neurale adanci atat in baza datelor de intrare pregatite de operatorii umani dar mai ales in baza datelor telemetrice generate de dispozitivele electronice mobile si de reteaua de senzori instalata in ecosistemul industrial. Nu vor exista reguli “programate” in sistem iar acesta se va auto-adapta in continuu la conditiile de lucru.
3. Generarea de predictii in timp real privind timpii optimi de executie a proceselor si validarea automata a acestora ulterioara prin utilizarea retelei de senzori si a dispozitivelor electronice mobile
4. Generarea de inferete privind parametrii necesari de executie a procesului industrial – in cazul planificarii/logisticii avand de-a face cu parametrii ca ruta, structura impachetare, s.a.m.d
5. Generarea de alerte pentru situatiile in care sistemul de inteligenta artificiala detecteaza procese ce pot contine erori umane incluzand analiza datelor de intrare generate de operatorii umani. Alertarea se face in cazul in care un operator uman introduce date gresite sau care ies din contextul general “invatat” automatizat de catre sistemul de inteligenta artificiala.

## Modelul matematic utilizat pentru optimizarea sistemului

Intreaga abordare propusa se bazeaza pe utilizarea retelelor neurale adanci state-of-the-art pentru cercetarea si dezvoltarea experimentala a unui model de tip ansamblu de agenti cu invatare automatizata care sa poata rezolva urmatoarele probleme prin invatare si auto-adaptare continua:

* Determinarea timpului optim de proces industrial in baza unui set de obiective-sarcini
* Determinarea parametrilor optimi de proces industrial in baza unui set de obiective-sarcini
* Auto-adaptarea la modificarile ecosistemului industriala fara necesitatea interventiei umane

In cele ce urmeaza vom face prezentarea modelului matematic principial de analiza a informatiilor si inferenta a deciziilor bazat pe invatarea cu propagare inversa in retele neurale adanci. Conform descrierii anterioare acest model va primi datele generate de reteaua de senzori, va combina aceste date cu datele introduse de operatorii umani (in cazul existentei acestora) si va realiza urmatoarele operatii: (1) auto-adaptare prin invatare in timp real (invatare on-line) a modificarii parametrilor de functionare a retelei de senzori sau a altor elemente din cadrul mendiului de productie (depozit) (2) generarea in timp real de predictii/inferente referitoare la succesiunea optima de operatii necesare pentru atingerea unui anumit scop – concret in cazul automatizarii unui depozit este necesara inferenta de: (a) rute optime la nivel de utilaj mobil, (b) sub-rute optime la nivel de operator uman, (c) optimizarea pick-list, (d) alegerea operatorului uman ideal pentru o anumita structura de pick-list, s.a.m.d.

Concret putem considera ca intregul sistem poate fi sintetizat sub forma unei singure functii non-liniare cu complexitate foarte mare care ia forma din Ecuatia (AI.1)

|  |  |
| --- | --- |
| ) | (AI.1) |
|  | (AI.2) |
|  | (AI.3) |

Astfel intreaga abordare se reduce la determinarea unui set de parametrii Ɵ ai functiei-ipoteza care sa determine un timp rezultat de proces minim (valoare reala continua) printr-o retea neurala adanca de regresie (figura AI.F1) precum si alti parametrii ca , , , s.a.m.d, de aceasta data utilizand o retea adanca de clasificare (figura AI.F2). Asa cum a fost precizat pentru determinarea valorilor reale continue vom utiliza metoda regresiei – metoda consacrata de invatare automatizata aplicabila atat prin metode state-of-the-art cat si prin metode clasice liniare [5].

In vederea obtinerii acestor parametrii ai retelelor neurale vom determina o functie de calcul al erorii (ecuatia *(*AI.*2)* pentru cazul reteli neurala de regresie) care sa se poata minimiza conform ecuatiei *(*AI.*3)*. In vederea determinarii parametrilor optimi vom aplica un algoritm de cautare a acestora in spatiul vectorial de parametrii prin aplicarea metodei “coborarii” prin gradientele secventiale, metoda ideala pentru mediile de lucru online si in timp real conform ecuatiilor (AI.4) si (AI.5).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (AI.4) |
|  | (AI.5) |

Figura AI.F – Structura grafica (naiva) a retelei neurale adanci

Revenind la functia non-liniara ipoteza – punctul central al modelului matematic propus – aceasta va fi definita de o retea neurala adanca a carei structura generica este descrisa in figura (AI.F1) unde primul nivel (intrarea generata atat de reteaua de senzori cat si de operatorii umani) de culoare albastra primeste datele de intrare de la reteaua de senzori, nivelele ulterioare desenate cu gri contin unitatile ascunse ale retelei neurale adanci iar ultimul nivel (verde) contine datele de iesire ale retelei neurale adanci. Din motive de prezentre grafica au fost omise din figura atat numarul corect de nivele ascunse si unitatile individuale din fiecare nivel precum si conexiunile intre diversele nivele ale retelei neurale adanci (singurele conexiuni prezentate sunt cele dintre nivelul de intrare si primul nivel ascuns). O imagine mai elocventa a retelei neurale adanci utilizate in cazul nostru este prezentata in figura (AI.F2) pentru unul din cazurile de arhitectura propuse in care avem de-a face cu urmatoarea structura a modelului:

* Un total de 8 intrari in retea
* 3 nivele total conectate ascunse ce utilizeaza activatori neurali ReLU
* Un nivel de clasificare a datelor de intrare cu 4 iesiri de tip Softmax conform ecuatiei (AI.7)

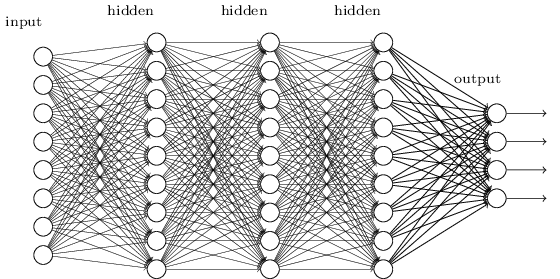


Figura AI.F 2 – Retea neurala adanca de clasificare

De remarcat ca spre deosebire de reteaua neurala adanca utilizata la evaluarea timpului (valoare reala continua) pentru analiza elementelor ca “operator optim”, “ambalaj optim”, s.a.m.d. este necesare utilizarea clasificarii care sa determina elementul cu predicitie maxima conform formulei (AI.7)

Modelul de propagare a informatiilor prin reteaua neurala de regresie se bazeaza in principal pe utilizarea unitatilor rectificate liniar (ReLU) [6] ce au proprietatea de a fi stabile in procesele de calcul numeric necesare pentru antrenarea retelei adanci. Astfel functia ReLU descrisa in detaliu in ecuatia (AI.6) va “activa” rezultatele obtinute la nivelul anterior al retelei neurale adanci dupa ce acestea au fost multiplicate cu parametrii nivelului actual.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (AI.6) |
|  | (AI.7) |

### Inferenta in reteaua neurala adanca propusa

Concret seria de calcule matematice necesare pentru propagare inainte necesara predictiei valorii reale a timpului de procesare a comenzii in depozit este data de pasii prezentati mai jos. De mentionat faptul ca inferenta parametrilor aditionali ai unui proces complet in depozit (parametrii cum ar fi operatorul optim, structura de impachetare, etc) se determina prin reteaua neurala adanca ce se bazeaza pe nivelul de iesire softmax (clasificare). Ambele retele (exceptand nivelul de iesire) se bazeaza pe seria de ecuatii propuse mai jos is bazate pe ecuatia (AI.6).

De mentionat este faptul ca retelele clasice neurale utilizeaza functii de activare de tip sigmoid in timp ce majoritatea modelelor state-of-the-art in domeniul Deep Learning utilizeaza functia de activare ReLU datorita proprietatii acesteia de a fi stabila numeric pentru valori foarte mari (negative) ale parametrului z. O potentiala variatie a aplicarii modelului propus consta in utilizarea activarii neurala sigmoid pentru reteaua neurala adanca de clasificare si utilizarea activarii ReLU pentru reteaua neurala adanca de regresei. Pentru diversitate vom prezenta propagarea inainte in reteaua de regresie bazata pe activarea neurala ReLU si propagarea inapoi (invatarea retelei neurala adanci) in varianta utilizarii activarii neurala sigmoid la nivelul neuronilor din nivelele ascunse.

Calculul la nivelul de intrare 1 in reteaua neurala adanca de regresie:

(AI.8)

Arhitectura de 8 intrari este propusa pentru modelul de analiza teoretica. In faza de experimentare se vor genera un numar de intrari egal cu

Unde

* este numarul de semnale de intrare de la reteaua de senzori
* este numarul de semnale telemetrice de la dispozitivele mobile personale
* este numarul de parametrii introdusi de operatorii umani

Calculul propagarii inainte in reteaua neurala adanca la nivelul ascus 2:

(AI.9)

(AI.10)

Calculul propagarii inainte in reteaua neurala adanca la nivelul ascus 3:

(AI.11)

(AI.12)

Calculul propagarii inainte in reteaua neurala adanca la nivelul ascus 4: (AI.13)

(AI.14)

Calculul propagarii inainte in reteaua neurala adanca la nivelul de iesire (5):

(AI.15)

(AI.16)

(AI.17)

### Antrenarea automatizata a retelei neurala adanci

In vederea antrenarii automatizate a modelelor neurale adanci propuse se va utiliza metoda de propagare inapoi (backpropagation). Aceasta metoda descoperita in forma sa actuala de mai bine de 30 de ani [7] [8] insa nu a fost utilizata datorita necesitatilor de procesare si de utilizarea a unui masiv mare de date de antrenare automatizata. In ultimii 5-6 ani datorita avansului tehnologic in domeniul calcului numeric masiv paralel metoda backpropagation a redevint motorul ce a dus la lansarea domeniului Deep Learning.

Antrenarea modelului de retea neurala artificiala adanca prin propagarea inversa se face dupa principiile prezentate anterior bazate pe ecuatiile (AI.4) si (AI.5). In vederea simplificarii prezentarii vom prezenta cazul particular al calcului derivatelor partiale necesare determinarii directiei de modificare graduala a ponderilor axonilor pentru neuronii din nivelul 3 al retelei neurala adanci de clasificare bazate pe functia sigmoidala de activare a neuronilor din nivelele ascunse (intermediare) dupa cum urmeaza:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (AI.18) |
|  | (AI.19) |
|  | (AI.20) |
|  | (AI.21) |
|  | (AI.22) |
|  | (AI.23) |
|  | (AI.24) |
|  | (AI.25) |
|  | (AI.26) |
|  | (AI.27) |

Astfel prin calcularea individuala a derivatelor partiale din ecuatia (AI.18) se obtine gradientul functie de eroare definite de functia pierdere (sau functia eroare) pentru cazul particular al functie de eroare in retelele neurale adanci de clasificare cu activare sigmoidala. De mentionat ca in acest caz am folosit o alta metoda de calcul a erorii de clasificare decat cea definita de acuatia (AI.17) sau (AI.2) si anume ecuatia (AI.28):

|  |  |
| --- | --- |
|  | (AI.28) |

### Analiza hiperparametrilor propusi pentru retelele neurale adanci

Pentru ambele modele de retea vom prezenta in faza de analiza/cercetare a modelului hiperparametrii de definire a arhitecturii retelei urmand ca in faza de experiementare sa fie determinati hiperparametrii de ajustare optima a modelului de Inteligenta Artificiala.

Vazut in ansamblu sistemul experimental propus este compus din doua sub-modele de Inteligenta Artificiala din categoria retelelor neurale adanci. Ansamblul functioneaza ca un model multi-variat in care se genereaza inferente asupra unui set de variabile atat prin functii de regresie cat si prin metode de clasificare.

Prin decizie arhitecturala cele doua modele neurale adanci ale intregului sistem multi-agent propus sunt inseriate cu scopul utilizarii rezultatelor unui model in vectorul datelor de intrare pentru cel de-al doilea model – mai multe detalii in Algoritmul (1) unde se descrie procesul de antrenare continua si inferenta/predictie in baza sistemului inovativ experimental propus.

Atat pentru modelul retelei neurale adanci de determinare a timpului de proces industrial cat si pentru modelul retelei neurale adanci de determinare a parametrilor optimi de proces am ales sa utilizam o forma hibrida intre nivele convolutionale si nivele total conectate. Astfel primul nivel ascus in ambele retele neurale adanci va fi un nivel de convolutie a datelor de intrare din fiecare model adanc. Din pacate din motive de prezentare grafica atat schita din figura (AI.F1) cat si schita din figura (AI.F2) nu prezinta modelul de nivel convolutional corect care se poate observa intr-o forma generalizata pentru clarificare in figura (AI.F3)

|  |
| --- |
| ...alte nivele  Conectare totala  convolutie  Intrari  Figura AI.F 3 – Exemplu de convolutie urmat de nivel total conectat |

Scopul nivelului de convolutie este acela de a capta automatizat atribute derivate ale datelor de intrare prin gruparea acestora si in nucleele nivelului de convolutie si antrenarea intregii retele neurale. In etapa de experimentare se vor determina multiple variante ale gruparii datelor de intrare in vederea gasirii unei structuri optime pentru captarea automata de proprietati data de nivelul convolutional.

## Algoritmul sistemului integrat: Retea Senzori si Inteligenta Artificiala

In continuare este prezentat algoritmului general de functionare al intregului ansamblu inovativ bazat pe fluxului general de date.

**Algoritm 1** – ***Algoritmul general de functionare al sistemului***

1. **Intrarea datelor in sistem**
   1. **Reteaua de senzori genereaza informati *telemetrie***
   2. **Utilizatorii introduc *picklist*-ul si *optiunile***
2. **Predictie si inferenta**
   1. **Modelul neural adanc de regresie determina *timpul* optim bazat pe *picklist si optiuni***
      1. **Matricile de predictori sunt trimise (distribuite) prin off-load in unitatea de procesare masiva paralela de unde se primesc rezultatele (Mapare)**
      2. **Modelul neural adanc centralizeaza rezultatele primite din unitatea de procesare masiva paralela (Reducere)**
   2. **Modelul neural adanc de clasificare genereaza inferenta parametrilor de proces bazat pe *picklist*, *optiuni* si *timpul* optim prezis**
      1. **Matricile de predictori sunt trimise (distribuite) prin off-load in unitatea de procesare masiva paralela de unde se primesc rezultatele (Mapare)**
      2. **Modelul neural adanc centralizeaza rezultatele primite din unitatea de procesare masiva paralela (Reducere)**
   3. **Datele generate in etapa de predictie si inferenta sunt trimise catre operatorul uman**
3. **Executia procesului**
   1. **Reteaua de senzori impreuna cu terminalele mobile genereaza telemetrie**
   2. **Se masoara eroarea de regresie si clasificare generata in etapa de predictie si inferenta**
   3. **Se re-antreneaza cele doua retele neurale adanci cu rezultatele din mediul de productie**
      1. **Pentru fiecare retea se propaga inapoi plecand de la erorile de clasificare si regresie eroarea in vederea ajustarii ponderilor dendritelor**
         1. **Matricile de inferente, erori si ponderi sunt trimise catre unitatea de procesare masiva paralela de catre fiecare model (Mapare)**
         2. **Fiecare model neural adanc centralizeaza rezultatele primite din unitatea de procesare masiva paralela (Reducere)**
4. **Se reia pasul 1 pentru un nou proces**

## Mediul de executie experimental

Mediul de executie experimental pentru amsamblul inovativ propus este total adaptat pentru procesarea informatiilor si generarea de decizii in timp real.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | ***SI1***: Modul de achizitie a datelor de la reteaua de senzori si telemetria dispozitivelor mobile | | ***UI1***: Modul de introducere date utilizator | | ***AI1***: Modul de predictie a timpilor de procesare | ***AI2***: Modul de inferenta a parametrilor de proces optimi | | | ***MP1***: Modul de procesare paralela pentru executia in timp reala a task-urilor din ***AI1*** si ***AI2*** | | |   Figura AI.F 2 – Structura generala a sistemului |

Arhitectura generala a sistemului experimental prezentat in figura (AI.F3) se bazeaza pe 3 categorii de module principale dupa cum urmeaza:

1. Module de achizitie responsabile de coletarea datelor:
   1. Sistemul de colectare a datelor automate (retea de senzori) (SI1)
   2. Sistem de colectare date de la statii operate uman (UI1)
   3. Sistem de colectare telemetrie de pe dispozitive mobile (SI1)
2. Module bazate pe Inteligenta Artificiala ce determina inferente si predictii ale operatiunilor optime
   1. Modul de predictie a timpilor de procesare (AI1)
   2. Modul de inferenta a parametrilor de proces optimi (AI2)
3. Module de suport al executiei proceselor in mediu de procesare masiva paralela - sistem de tip High Performance Computing de procesare masiva paralela prin utilizarea de procesoare de calcul stiintific de tip GPU. Pentru acest modul se vor folosi micro-***Kernel***-uri de format descris in Algoritm (2) ca vor fi rulate in clusterul de procesare numerica masiva paralela. Kerne-urile impreuna cu datele vor fi incarcate/descarcate in unitatile de GPU conform pasilor (2.1.1, 2.1.2, 2.2.1, 2.2.2, 3.3.1.1 si 3.3.1.2) din Algoritmul (1)

**Algoritm 2** – ***Algoritmul kernel-urilor de procesare paralela***

1. **Se determina unitatea *Uc* curenta de calcul din cadrul clusterului**
2. **Din masivul de date *D* se extrage partitia *Dc* aferenta *Uc***
3. **Se executa calculul pe partitia de date *Dc***
4. **Se determina partitia de date de iesire** *Oc* **afereta *Uc***
5. **Se incarca datele calculate la pasul 3 in *Oc***
6. **Sfarsit**

# Dezvoltare si experimente – Faza 2

## Modelul experimental aplicat

Faza 2

## Rezultatele testelor experimentale

Faza 2

# Referinte

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | I. Silicon Laboratories, "The Evolution of Wireless Sensor Networks," Silicon Labs, 2013. |
| [2] | T. H. Cormen, C. E. Leiserson, R. L. Rivest and C. Stein, "Dijkstra's algorithm," in *Introduction to Algorithms*, 2001, p. 595. |
| [3] | S. Chatterjee, C. Carreraa and L. A. Lynchb, "Genetic algorithms and traveling salesman problems," *European Journal of Operational Research,* vol. 93, no. 3, 1996. |
| [4] | Y.-F. Liao, D.-H. Yau and C.-L. Chen, "Evolutionary algorithm to traveling salesman problems," *Computers & Mathematics with Applications,* vol. 64, no. 5, 2012. |
| [5] | R. E. Welsch and E. Kuh, "Linear Regression Diagnostics," *National Bureau of Economic Research,* no. 173, 1977. |
| [6] | R. Hahnloser, R. Sarpeshkar, M. A. Mahowald, R. J. Douglas and H. Seung, "Digital selection and analogue amplification coesist in a cortex-inspired silicon circuit," *Nature,* no. 405, p. 947–951, 2000. |
| [7] | D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning internal representations by error-propagation," *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition,* vol. 1, no. 6088, 1986. |
| [8] | Y. LeCun and G. Hinton, "A Theoretical Framework for Back-Propagation," in *Connectionist Models Summer School*, Pittsburgh, PA, 1988. |