

**UNIVERSITATEA TEHNICĂ A MOLDOVEI**

Cu titlu de manuscris

C.Z.U.: 004.3/004.8

**CĂRBUNE VIOREL**

**ARHITECTURI HARDWARE ADAPTIVE PENTRU SISTEME NEURO-  
FUZZY CU AUTOORGANIZARE**

**232.01. SISTEME DE CONDUCERE, CALCULATOARE ȘI REȚELE  
INFORMAȚIONALE**

Autoreferatul tezei de doctor în științe inginerești

**CHIȘINĂU 2020**

Teza a fost elaborată în cadrul Departamentului Informatică și Ingineria Sistemelor, FCIM al UTM.

**Conducător științific:**

**Sergiu Zaporojan,** doctor în științe tehnice, conferențiar universitar, UTM.

**Referenți oficiali:**

**Căpățină Gheorghe,** doctor în științe tehnice, profesor universitar, Universitatea de Stat din Moldova.

**Cojocaru Victor,** doctor în științe tehnice, conferențiar cercetător, Institutul de Inginerie Electronică și Nanotehnologii “Dumitru Ghițu”, Academia de Științe a Moldovei.

**Componența Consiliului Științific Specializat:**

**Bolun Ion,** **președinte,** doctor habilitat în științe tehnice, profesor universitar, Universitatea Tehnică a Moldovei.

**Fiodorov Ion,** **secretar științific,** doctor în informatică, conferențiar universitar, Universitatea Tehnică a Moldovei.

**Guțuleac Emilian,** doctor habilitat în științe tehnice, profesor universitar, Universitatea Tehnică a Moldovei.

**Moraru Vasile,** doctor în științe fizico-matematice, conferențiar universitar, Universitatea Tehnică a Moldovei.

**Secrieru Nicolae,** doctor în științe tehnice, conferențiar universitar, Universitatea Tehnică a Moldovei.

**Costaș Ilie,** doctor habilitat în științe tehnice, profesor universitar, Academia de Studii Economice a Moldovei.

**Arnaut Vsevolod,** doctor în științe fizico-matematice, conferențiar universitar, Universitatea de Stat din Moldova.

Susținerea va avea loc la 18.12.2020, ora 15<sup>00</sup>, în Ședința Consiliului Științific Specializat D 232.01-42 din cadrul Universității Tehnice a Moldovei pe adresa: str. Studenților 9/7, blocul de studii Nr.3, aud. 214, MD 2045, Chișinău, Republica Moldova.

Teza de doctor și autoreferatul pot fi consultate la Biblioteca tehnico-științifică a Universității Tehnice a Moldovei și pagina web a ANACEC ([www.cnaa.md](http://www.cnaa.md)).

Autoreferatul a fost expediat la „17” noiembrie 2020

**Secretar științific al Consiliului Științific Specializat,**

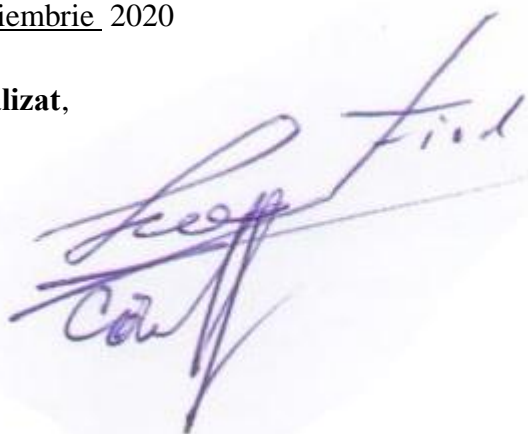
**Fiodorov Ion,** dr. în informatică, conf. univ.

Conducător științific,

**Zaporojan Sergiu,** dr. în șt. tehnice, conf. univ.

Autor

**Cărbune Viorel**



(©Cărbune Viorel, 2020)

## Repere conceptuale ale cercetării

**Actualitatea temei de cercetare.** Pe măsură ce pe piață se manifestă un interes sporit pentru produsele personalizate și cu o varietate bogată, industria tinde să implementeze sisteme de producție care să ofere flexibilitatea necesară, menținând în același timp costurile comparabile cu producția automatizată în serie. Ponderea maximă la formarea costurilor în producția automatizată o constituie forța de muncă umană necesară pentru operațiile de instalare, asistare a proceselor și asigurarea calității. Aceste costuri pot fi recuperate doar în cazul producției în serie foarte mare. În cazul producerii unui lot mic, ca în cazul unui prototip, pentru care procesul de producție este foarte personalizat, resursele umane rămân de neînlocuit în ceea ce privește flexibilitatea și costurile sistemelor automate. Prin urmare, obținerea unui nivel de flexibilitate similar cu cel uman poate fi asigurată doar cu ajutorul sistemelor cu un nivel foarte înalt de autonomie.

Realitățile sunt de așa natură încât există procese industriale specifice care pot fi caracterizate printr-un grad anumit de ambiguitate (incertitudine) în procesul de luare a deciziilor. Problema de bază în automatizarea proceselor industriale o reprezintă achiziția și structurarea datelor cu scopul antrenării sistemelor inteligente. Procedura de antrenare a sistemelor decizionale necesită un volum destul de mare de date iar eficiența acestei antrenări depinde direct de calitatea și cantitatea datelor utilizate pentru antrenare. Dacă în condițiile procesului continuu de producție cantitatea datelor achiziționate nu reprezintă o problemă, atunci asigurarea calității acestora depinde direct de calificarea și experiența operatorului uman. Trebuie menționat faptul că procesele industriale specifice pot fi caracterizate prin variația parametrilor acestora pe tot parcursul procesului tehnologic. Astfel sarcina sistemelor decizionale inteligente constă în asigurarea parametrilor de calitate a produsului finit prin luarea deciziilor care ar asigura precizia parametrilor procesului de producție în limitele specificate de cerințele de calitate. Insuficiența datelor despre starea procesului tehnologic poate cauza scăderea drastică a preciziei parametrilor de calitate. În aceste condiții operatorul uman se poate ghida doar de propria experiență, iar îmbunătățirea sau, în cel mai rău caz, menținerea parametrilor procesului tehnologic poate fi asigurată doar datorită specificului decizional al acestuia. Astfel evoluția normală a proceselor tehnologice specifice poate fi asigurată doar datorită calificării înalte a operatorului uman, obținute prin acumularea continuă a experienței. În rezultatul aplicării tehnicilor de extragere a cunoștințelor operatorului uman poate fi preluată experiența acestuia și apoi utilizată pentru antrenarea unor sisteme inteligente cu scopul moștenirii procesului decizional specific.

În anul 2006 a fost fondat la Universitatea Tehnică din Munchen clusterul german de cercetare "Cognition for Technical Systems" cu scopul de a cerceta procesul de cunoaștere umană pentru ca sistemele tehnice să poată prelua performanțele acestuia. În perspectivă sistemele tehnice trebuie

să reacționeze în **condiții de incertitudine**, să gestioneze în mod fiabil evenimentele neprevăzute, să se adapteze rapid la schimbarea sarcinilor și capacităților proprii. Elaborarea unor tehnologii inteligente hibride ca bază a realizării sistemelor de luare a deciziilor poate permite sistemului tehnic de a-și planifica propriile acțiuni și de a-și adapta comportamentul în diferite circumstanțe, inclusiv de incertitudine.

Cercetarea procesului de cunoaștere presupune înțelegerea obiectului cu care se operează. În general, termenul de cunoaștere ține de următoarele aspecte:

- „Natura” cunoașterii care definește ce este cunoașterea și indică dacă aceasta reprezintă un obiect ori un rezultat care poate fi partajat, duplicat și transportat sau este un **proces individual** care este greu de controlat.
- „Disponibilitatea” cunoașterii indică formele în care cunoștințele sunt disponibile și accesibile. Aici, se specifică diferența dintre cunoștințele individuale și cele colective, dintre cunoștințele tacite și cele explicite.

Totodată, se pot evidenția trei perspective ale cunoașterii:

- Perspectiva procesării informațiilor care presupune că cunoștințele și informațiile reprezintă aproximativ același lucru. În acest caz prioritate are viteza de procesare a informației.
- Perspectiva de rețea presupune că cunoștințele sunt rezultatul interacțiunii oamenilor.
- Perspectiva autoreferențială care presupune că cunoașterea este un **proces privat dependent de experiența fiecărui individ** în parte.

Din cele expuse mai sus rezultă existența unui caz particular caracterizat prin faptul că cunoștințele specifice reprezintă rezultatul unui proces individual greu de controlat și dependent de experiența expertului uman. Optimizarea unui proces de producție industrial depinde de activitățile realizate, participanții încadrați și obiectivele scontate. Scopul primar al lucrării constă în extragerea cunoștințelor de la operatorul uman și obținerea modelelor decizionale pentru automatizarea proceselor industriale, iar cel secundar constă în asigurarea unui suport decizional pentru îmbunătățirea indicatorilor de calitate în procesele de producție. În caz general se urmărește scopul cercetării și dezvoltării unor noi metode de extragere a cunoștințelor de la operatorul uman și utilizarea acestora în dezvoltarea sistemelor de suport decizional al proceselor industriale astfel încât algoritmi de luare a deciziilor să poată asigura fie o soluție optimă, fie una acceptabilă practic. Din acest punct de vedere, procesul de extragere a cunoștințelor cu scopul preluării experienței reprezintă un domeniu specific cu un potențial de cercetare foarte mare. Totodată, pentru implementarea modelelor sistemelor propuse este importantă proiectarea și elaborarea arhitecturilor hardware adaptive care ar realiza efectiv inferența proceselor decizionale.

**Domeniul de cercetare.** Lucrarea de față are ca domeniu de cercetare studiul aspectelor teoretice și practice ale metodologiilor de extragere a cunoștințelor umane cu scopul utilizării acestora pentru dezvoltarea structurilor cu autoorganizare pentru sisteme de suport decizional.

**Ipoteza de cercetare.** La baza cercetărilor realizate se află supoziția de utilizare a tehnicilor inteligente în preluarea experienței operatorului uman care pot oferi soluții pentru automatizarea și optimizarea proceselor decizionale în aplicațiile industriale.

**Obiectul de cercetare.** Modele, metode și algoritmi de extragere a cunoștințelor pentru sisteme de suport decizional în procesele de producție.

**Scopul lucrării** constă în dezvoltarea unor noi modele, metode și algoritmi de extragere a cunoștințelor expertului uman, elaborarea arhitecturilor hardware adaptive pentru cercetarea proceselor decizionale și construirea sistemelor de suport decizional în aplicații industriale.

Din scopul propus rezultă următoarele **obiective ale cercetării**:

1. Analiza aspectelor generale ale sistemelor neuro-fuzzy, cu autoorganizare, metodelor de extragere a cunoștințelor și arhitecturilor hardware adaptive.
2. Cercetarea, elaborarea și dezvoltarea metodelor și algoritmilor de suport decizional în condiții de incertitudine.
3. Proiectarea arhitecturilor hardware adaptive pentru sisteme hibride de luare a deciziilor.
4. Simularea și analiza comparativă a arhitecturilor hardware adaptive elaborate.
5. Cercetarea posibilităților de realizare practică a structurilor cu autoorganizare pentru sisteme de suport decizional.

**Suportul metodologic și teoretico-științific al cercetărilor.** Cercetările elaborate sunt bazate pe analiza matematică, metodele numerice, teoria mulțimilor vagi, teoria rețelelor neuronale artificiale, tehnici de achiziție de date și proiectarea circuitelor numerice.

În cadrul lucrărilor de cercetare a fost utilizată metodologia ipotetico-deductivă. Argumentarea utilizării acestei metode reiese din natura experimentală a proceselor studiate și din posibilitatea verificării experimentale a corectitudinii ipotezelor și presupunerilor formulate pe parcursul procesului de cercetare. În cadrul cercetărilor a fost realizată analiza datelor statistice colectate, având ca scop generalizarea procesului studiat.

**Noutatea și originalitatea științifică.** Au fost elaborate noi modele, metode, algoritmi de extragere a cunoștințelor de la expertul uman, au fost proiectate structuri hardware parametrizate cu posibilitatea de cercetare a proceselor decizionale fuzzy și neuronale, și de construire a sistemelor de suport decizional pentru aplicații industriale. Originalitatea soluțiilor propuse constă în abordarea și îmbinarea tehnicilor inteligente de „machine learning” cu modelul comportamental al operatorului uman.

**Problema științifică soluționată** constă elaborarea și cercetarea metodelor originale de preluare a experienței operatorului uman prin colectarea și prelucrarea datelor statistice generate automat de sisteme informaționale de măsurare, fapt care a condus la un nou mod de abordare în extragerea cunoștințelor.

**Semnificația teoretică** a lucrării o reprezintă elaborarea și dezvoltarea unor metode originale care pot fi utilizate cu succes pentru preluarea experienței operatorului calificat. Experiența operatorului poate fi acumulată într-o bază de cunoștințe. Abordarea prezentată presupune dezvoltarea unor algoritmi de extragere a cunoștințelor ce rezultă din experiența operatorului uman și stocarea acestora. Acest fapt face posibilă cercetarea proceselor decizionale fuzzy și neuronale.

**Valoarea aplicativă a lucrării** constă în propunerea modelelor, metodelor și algoritmilor de procesare și analiză a datelor referitor la evoluția procesului tehnologic.

**Rezultatele științifice înaintate spre susținere:**

1. Metodă și algoritmi de extragere a cunoștințelor specifice operatorului uman pentru procese decizionale fuzzy și neuronale.
2. Modele Matlab pentru asigurarea proceselor decizionale în condiții de incertitudine.
3. Componente parametrizate și arhitecturi hardware adaptive pentru sisteme fuzzy și neuronale.
4. Sisteme hibride de suport decizional cu autoorganizare pentru aplicații industriale.

**Implementarea rezultatelor științifice** constă în utilizarea modelelor și sistemelor elaborate în cadrul companiei “Microfir Tehnologii Industriale” S.R.L. Valoarea aplicativă a lucrării se confirmă inclusiv prin actul de implementare a rezultatelor obținute.

**Aprobarea rezultatelor lucrării.** Rezultatele principale ale lucrării au fost prezentate la 12 foruri științifice (congrese, conferințe, saloane ale cercetării și inovării):

- Zilele Academiei de Științe Tehnice din România, 17-18 Octombrie 2019, Chișinău, Republica Moldova.
- Conferință Internațională "Telecomunicații, Electronică și Informatică", ICTEI 2018, Mai 24-27, 2018, Chișinău, Moldova.
- International Conference on Microelectronics and Computer Science ICMCS 2017, October 19-21, 2017, Chișinău, Moldova.
- International Conference on Microelectronics and Computer Science ICMCS 2014, October 22-25, 2014, Chișinău, Moldova.
- Conferința Națională de Interacțiune Om-Calculator, 2-3 septembrie 2013, Cluj-Napoca, România.
- Salonul Internațional de Inventică PRO INVENT 2012, 27-30 Martie 2012, Cluj-Napoca, România.

- European Exhibition of Creativity and Innovation – EUROINVENT 2012, May 10-12, 2012, Iasi, România.
- International Exhibition of Research, Innovation and Technological Transfer „INVENTICA 2012”, June 13-15, 2012, Iași, România.
- International Salon of Inventions and New Technologies „New Time”, Sep. 27-29, 2012, Sevastopol, Ukraine.
- International Warsaw Invention Show – IWIS 2012, October 16-19, 2012, Warsaw, Poland.
- International Conference on Microelectronics and Computer Science ICMCS-2011, September 22-24, Chișinău, Moldova.
- International Conference on Systems Science ICSS-2010, Sep. 14 - 16, 2010, Wroclaw, Poland
- International Conference on Microelectronics and Computer Science ICMCS-2009, October 1-3, Chișinău, Moldova.

**Publicații la tema tezei.** La tema tezei au fost publicate 15 lucrări științifice inclusiv două articole în reviste de categoria B+ și C. Au fost obținute 5 medalii de aur, argint și bronz, 1 premiu special, 1 diplomă.

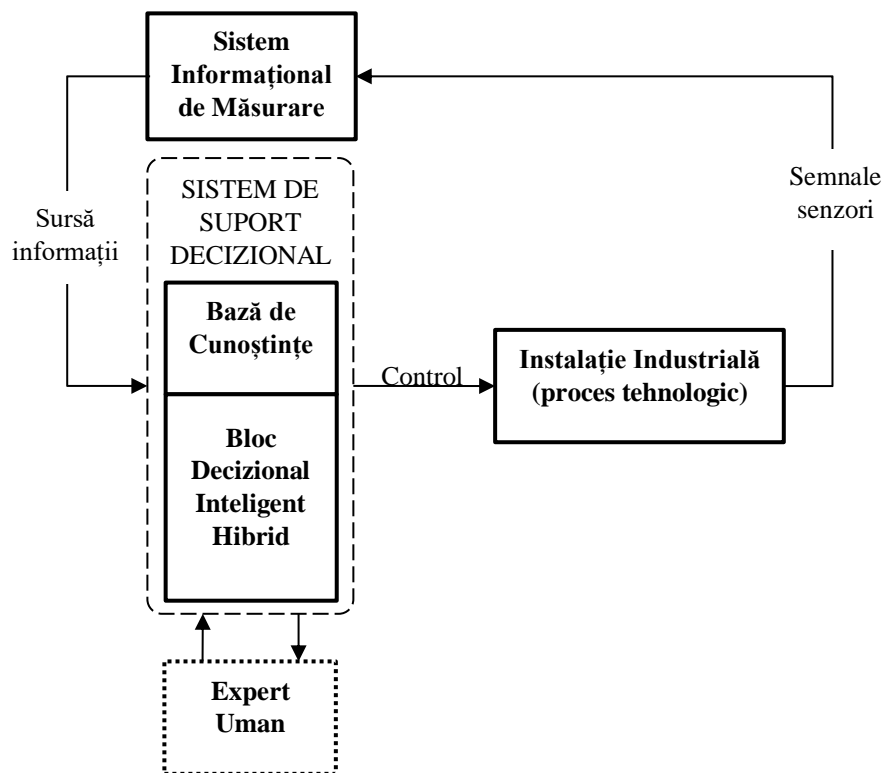
**Structura și volumul lucrării.** Teza este compusă din introducere, patru capitole, concluzii finale, bibliografie (120 titluri) și 4 anexe. Conținutul de bază al tezei este expus pe 131 pagini, inserează 81 figuri și 5 tabele.

### CONȚINUTUL TEZEI

În **Introducere** este prezentată argumentarea și actualitatea temei de cercetare. Sunt formulate scopul și sarcinile cercetării, sunt prezentate domeniul și obiectivele cercetării, elementele de noutate științifică a rezultatelor obținute, este prezentată semnificația teoretică și valoarea aplicativă a domeniului de studiu.

În capitolul I, **Aspecte generale privind sistemele inteligente**, sunt prezentate metode, tehnici și tehnologii moderne de preluare a cunoștințelor, este descrisă metodologia aplicării acestor tehnici în procesul implementării sistemelor cu inteligență artificială și elementele cheie în aplicarea acestor sisteme la automatizarea proceselor tehnologice. Sunt prezentate informații privind domeniile de aplicare a sistemelor decizionale inteligente și specificul proiectării acestora. Este efectuată analiza impactului factorului uman asupra indicatorilor de calitate a sistemelor de producție industrială. Este formulată problema și direcția de cercetare. Sunt prezentate tehnologiile disponibile pentru implementarea soluțiilor inteligente în automatizarea sistemelor de producție industrială.

Pornind de la problema studiului sistemelor tehnologice s-a propus cercetarea clasei de sisteme în care procesul de comandă și control este asigurat total sau parțial de către operatorul uman, iar comportamentul decizional al acestuia poartă deseori un **caracter intuitiv** și este realizat în condiții de incertitudine [1]. Problema automatizării acestor procese este una destul de complexă, iar pentru soluționarea acesteia se recurge la utilizarea a diverse metode alternative cum ar fi: utilizarea logicii fuzzy și a inteligenței artificiale. Cu scopul soluționării acestei probleme se propune cercetarea și elaborarea unui sistem decizional inteligent hibrid, schema de structură a căruia este prezentată în *Figura 1*.



**Figura 1. Structura sistemului de suport decizional inteligent pentru aplicații industriale.**

Din structura sistemului prezentat în *Figura 1* face parte sistemul informațional de măsurare, baza de cunoștințe structurate extrase de la expertul uman și blocul decizional inteligent hibrid, care poate realiza suportul decizional în cazul controlului asistat. În aceste condiții se conturează problema extragerii cunoștințelor expertului uman cu scopul preluării experienței acestuia și utilizarea ei pentru implementarea sistemelor decizionale. Astfel apare necesitatea dezvoltării metodelor și algoritmilor de extragere și structurare a cunoștințelor cu scopul aplicării acestora în proiectarea modelelor decizionale. Reieșind din specificul de calcul al proceselor de inferență apare necesitatea asigurării hardware și proiectarea de arhitecturi hardware specializate.



Pentru cercetarea posibilității extragerii cunoștințelor expertului uman și preluării experienței acestuia este necesar de apelat la un proces tehnologic caracterizat prin:

- prezența operatorului uman în bucla de reacție a procesului;
- caracterizarea procesului de un anumit grad de ambiguitate;
- desfășurarea procesului în condiții de incertitudine.

Pentru asigurarea bazei tehnico-experimentale a cercetărilor științifice a fost selectat procesul industrial de turnare a microfiredelor prin metoda Taylor-Ulitovsky [2], care îndeplinește toate cerințele enumerate mai sus, iar acțiunile operatorului uman au un caracter intuitiv.

Ca dovadă a complexității aplicării metodelor clasice în automatizarea procesului de turnare a microfiredelor poate servi faptul că până în prezent cele mai utilizate metode de turnare sunt cea manuală sau cea semiautomată, în bucla de reacție a căroră se află operatorul uman. Acest fapt dovedește încă odată actualitatea unui sistem decizional inteligent care ar asigura suportul decizional și automatizarea unor astfel de procese.

Prezența operatorului uman în procesul de turnare a microfiredelor confirmă faptul că această problemă în general poate fi soluționată și chiar indică direct una din soluțiile existente – operatorul uman. Acesta, fiind ghidat de experiența și intuiția sa în procesul decizional, oferă, poate nu o soluție optimă, dar totuși, o soluție acceptabilă din punct de vedere al cerințelor de calitate. În aceste noi condiții, problema se reduce la extragerea experienței operatorului uman și replicarea algoritmului decizional al acestuia. În caz ideal se propune generalizarea algoritmului decizional și eliminarea influenței factorului uman pentru a obține un model decizional eficient.

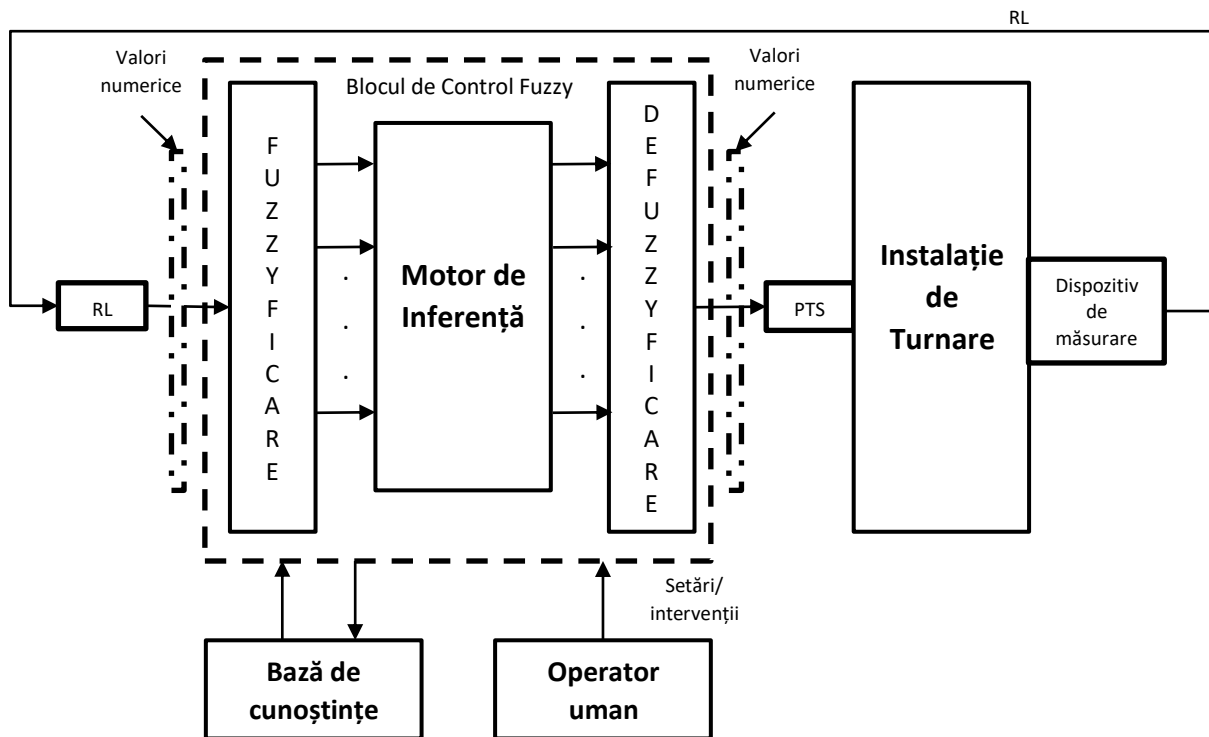
Influența factorului uman asupra procesului tehnologic este caracterizată de ambiguitatea indusă în procesul decizional prin luarea deciziilor incorecte, prin luarea deciziilor diferite în condiții inițiale similare sau prin luarea deciziilor identice în condiții inițiale diferite. Se poate crea impresia că utilizarea experienței operatorului uman, procesul decizional al căruia nu este bine definit, poate cauza soluții eronate, însă specificul acestui proces constă nu în excluderea deciziilor incorecte din procesul decizional, ci în minimizarea influenței acestora asupra rezultatului final. Astfel alternând decizii corecte și cele eronate, conform unei tactici cunoscute doar de către operatorul uman, acesta micșorează efectul cumulativ al erorilor produse pe parcursul întregului proces tehnologic, asigurând calitatea necesară a microfiredului.

În urma studiului procesului industrial de turnare a microfiredelor condus de către un operator experimentat a fost înaintată ideea dezvoltării și implementării unui sistem inteligent fuzzy de comandă și control al procesului de turnare [2]. Pentru estimarea posibilității automatizării procesului de turnare și eficienței procesului de control în timp real al parametrilor microfiredului a

fost propusă o abordare care ar utiliza tehnicile inteligente [3]. Aplicarea inteligenței artificiale în procesele industriale oferă un potențial aplicativ enorm pentru comanda și controlul acestora. Metodele și algoritmiile logicii fuzzy [4] sunt implementate în procesele de comandă și control fie separat [5, 6], fie combinat cu alte metode și tehnici inteligente.

Structura conceptuală a sistemului inteligent fuzzy de comandă și control al procesului de turnare a microfiredelor este prezentată în *Figura 2*. Sistemul poate avea în componența sa un bloc de control inteligent fuzzy (sau neuronal). Legătura dintre blocul de control și sistemul tehnologic este realizată cu ajutorul blocului de achiziție. La etapele inițiale de colectare a bazei de cunoștințe și de testare este necesară prezența operatorului uman în bucla de luare a deciziilor pentru controlul procesului de turnare și asigurarea parametrilor de calitate a microfiredului.

Inițial au fost determinate cele mai importante variabile care pot fi utilizate în procesul de control: rezistența lineară *RL* și presiunea în tubul de sticlă *PTS*.



**Figura 2. Structura sistemului inteligent de comandă și control.**

Variabila de control *PTS* este una esențială în conducerea procesului tehnologic. În *Figura 2* subsistemul de control inteligent este reprezentat de către un bloc de tip fuzzy.

O problemă specială în construcția sistemelor fuzzy ține de alegerea funcțiilor de apartenență. În [2] variabilelor lingvistice li s-au atribuit funcții de apartenență descrise de relațiile (1), (2) și (3).

$$\text{funcția triunghiulară} \quad \mu_1(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq a; \\ \frac{x-a}{c-a}, & \text{if } a < x \leq c; \\ \frac{b-x}{b-c}, & \text{if } c < x < b; \\ 0, & \text{if } x \geq b \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{funcția gaussiană} \quad \mu_2(x, a, b) = \exp\left[-\frac{(x-a)^2}{2b^2}\right]; \quad (2)$$

$$\text{funcția sigmoidă} \quad \mu_3(x, a, b) = \{1 + \exp[-a(x-b)]\}^{-1}. \quad (3)$$

Funcțiile de apartenență prezentate mai sus au fost propuse reieșind din specificul teoretico-practic al procesului tehnologic cercetat. Pentru asigurarea procesului decizional a fost definit și setul de reguli de inferență [2].

Reieșind din cele expuse pot fi formulate o serie de întrebări, respectiv probleme de cercetare.

1. În ce măsură funcțiile de apartenență propuse corespund cerințelor înaintate față de sistem și dacă acestea pot asigura aplicabilitatea practică a sistemului decizional din care fac parte. Aceste întrebări își au originea inclusiv în faptul că operatorul uman reacționează intuitiv și deseori nu este în stare să formuleze exact cunoștințele pentru a transmite cât mai eficient experiența sa. Din aceste motive apare problema captării experienței operatorului uman, extragerii cunoștințelor și reprezentării acestora într-o formă sau alta cu scopul utilizării ulterioare la construirea sistemelor decizionale inteligente.

2. Care sunt tehnologiile ce pot fi aplicate pentru implementarea sistemului decizional inteligent, dacă pot fi aplicate alte metode de proiectare a sistemelor inteligente în cazul dat și care este aplicabilitatea acestor metode în situația respectivă. Din cauza specificului inferențial al fiecărei tehnici de dezvoltare a sistemelor inteligente apare problema suportului hardware al sistemului de comandă și control inteligent. Astfel a fost pusă problema proiectării arhitecturilor de calcul specializate pentru realizarea proceselor de inferență specifice fuzzy și neuronale.

3. Care ar fi arhitecturile hardware potrivite pentru implementarea proprietăților de adaptabilitate și de autoorganizare ale metodelor și modelelor propuse. Din aceste motive au fost propuse și proiectate o serie de arhitecturi hardware care ar fi în stare să valorifice potențialul sistemelor adaptive cu autoorganizare, iar fiind reconfigurabile ar permite adaptarea ușoară a acestora pe parcursul procesului de cercetare și implementare a sistemelor decizionale hibride.

Cercetările teoretice și experimentale în direcția extragerii cunoștințelor operatorilor de înaltă calificare au fost realizate în paralel cu dezvoltarea structurii sistemului de comandă și control. Ca metode de soluționare a clasei de probleme menționate anterior și a problemei preluării experienței decizionale a operatorului uman în special, au fost propuse metodele bazate pe logica fuzzy și pe

calculul neuronal. La etapa de analiză a fost luată decizia utilizării acestor metode deoarece logica fuzzy oferă posibilitatea unui răspuns flexibil la intrări vagi și imprecise, iar rețelele neuronale artificiale oferă flexibilitate prin generalizarea procesului de luare a deciziilor.

În capitolul II, **Cercetarea și dezvoltarea metodelor și algoritmilor de luare a deciziilor în condiții de incertitudine**, sunt reflectate aspecte metodologice de preluare a experienței umane calificate cu scopul utilizării acesteia la proiectarea sistemelor de suport decizional. Pentru aceasta este propusă și dezvoltată conceptual abordarea inteligentă în luarea deciziilor pentru procese industriale. Ca bază în realizarea cercetărilor experimentale a fost luat procesul tehnologic de turnare a microfirelor. În acest context au fost elaborați algoritmi de preluare a experienței și extragere a cunoștințelor din datele statistice colectate de la operatori experimentați. A fost abordată problema preluării cunoștințelor de la expertul uman calificat și propuse metode de identificare a funcțiilor de apartenență și a parametrilor specifici acestuia.

Sunt prezentate modele Matlab de suport decizional inteligent care au la bază tehnicile propuse și dezvoltate cu aplicarea logicii fuzzy și a rețelelor neuronale artificiale. Au fost definite variabilele de intrare și ieșire, calificativele lingvistice și identificate funcțiile de apartenență specifice fiecărui operator. Au fost definite regulile de inferență. Totodată au fost prezentate și rezultatele simulărilor modelelor propuse în mediul Matlab.

Este prezentat modelul de dezvoltare a unui sistem de suport decizional, inclusiv a subsistemelor de achiziție, procesare și analiză a datelor privind mersul procesului tehnologic, având la bază tehnologii hardware și software inteligente. Ținând cont de creșterea ponderii sistemelor inteligente în domeniul aplicațiilor industriale devine tot mai actuală problema cercetării și implementării unor noi soluții de preluare a experienței expertului uman.

Procesele industriale specifice pot fi caracterizate printr-un grad anumit de ambiguitate în procesul de luare a deciziilor [7]. Problema de bază în procesul de extragere a cunoștințelor o reprezintă structurarea datelor cu scopul utilizării acestora în continuare pentru construirea sistemelor de luare a deciziilor. În particular, problema determinării funcțiilor de apartenență la etapa de proiectare a sistemelor fuzzy, este una foarte actuală în condițiile creșterii cerințelor față de automatizarea proceselor industriale dictate de concurența economică și eficientizarea proceselor tehnologice utilizate. În aceste condiții dezvoltarea sistemelor fuzzy depinde direct de calificarea expertului uman și de abilitatea acestuia de a formula caracteristicile sistemului. Astfel precizia sistemului proiectat depinde de posibilitatea expertului uman de a formula regulile de inferență, de a specifica numărul variabilelor fuzzy și a funcțiilor de apartenență ale acestora. Pe lângă faptul că proceselor caracterizate de condiții de incertitudine le este specific și un anumit factor de ambiguitate, o influență negativă asupra proprietăților sistemului poate avea inclusiv

procedura de identificare a numărului de variabile fuzzy și a funcțiilor de apartenență ale acestora. Soluționarea acestor aspecte destul de importante rămâne pe seama expertului uman și adesea acestea pot fi soluționate doar pe cale experimentală, iar eficiența soluțiilor obținute depinde doar de experiența expertului. În condițiile date formalizarea și standardizarea acestor proceduri devine o problemă pentru inginerii care se ocupă de proiectarea sistemelor fuzzy.

După cum se știe, alegerea corectă a formei funcției de apartenență nu este deloc o sarcină trivială, iar o funcție de apartenență unică pentru fiecare concept vag nu poate fi definită datorită incertitudinii, diversității și diferențelor individuale ale datelor. Din aceste motive se consideră că funcțiile de apartenență pot fi selectate în mod arbitrar, sau intuitiv, fără a urma careva proceduri prestabilite. Cu toate acestea trebuie să se țină cont cât de natura datelor utilizate pentru identificarea funcțiilor de apartenență, atât și de natura procesului pe care acestea îl caracterizează [7, 8].

Procesul decizional din cadrul procesului de producție, ca regulă, poate fi caracterizat de un grad oarecare de incertitudine, generat de incompletitudinea, imprecizia, fragmentarea, validitatea, neclaritatea sau contradicția informației [7]. În special, este posibil ca expertul uman să nu poată descrie exact naturală procesului în ceea ce privește starea sau dinamica acestuia, sau să nu poată stabili legătura cauză efect; doi experți pot percepe și interpreta diferit informația punând accent pe diferite aspecte ale acesteia; acuratețea achizițiilor de date, care poate fi realizată cu un anumit grad de eroare; efectele negative ale zgomotului sau particularitățile individuale ale procesului [7]. În cazul proceselor industriale specifice, în care realizarea experimentelor poate scoate procesul din starea de bună funcționare și respectiv poate cauza pierderi enorme ca rezultat al distrugerii parțiale sau totale a sistemului, apare nevoia de a identifica cât mai precis funcțiile de apartenență iar precizia și exactitatea acestora poate influența negativ evoluția acestor procese specifice, deoarece atât achiziția datelor valide în timp real, cât și aplicarea promptă a planului strategic reprezintă condițiile necesare pentru reducerea costurilor și menținerea procesului pe traiectoria dorită.

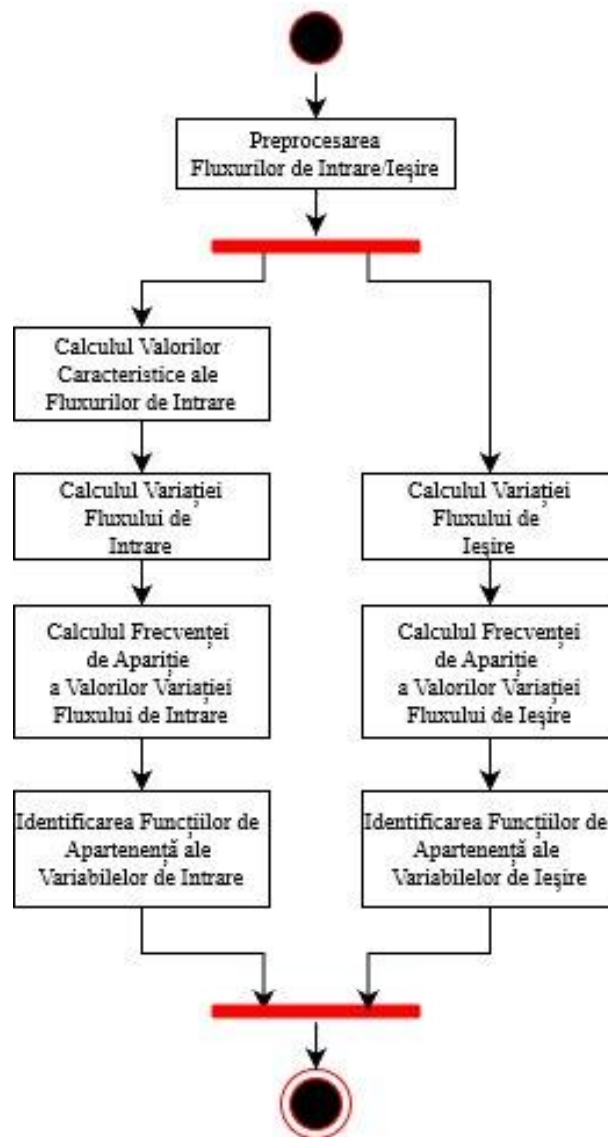
Creșterea calității produsului finit, impune necesitatea aplicării sistemelor de suport decizional și de luare a deciziilor, pentru creșterea performanței operatorului uman sau pentru automatizarea completă a procesului de producție [7]. Sistemele decizionale propuse în literatură se bazează pe modele matematice clasice de rezolvare a problemelor de automatizare și de suport decizional [9, 10]. Cu toate acestea, soluțiile respective nu țin cont de incertitudinea și ambiguitatea datelor de intrare și nu sunt în stare să reproducă procesul de luare a deciziilor al experților aplicat într-un domeniu vag. De fapt, modelul decizional pe care îl utilizează fiecare operator uman în procesul de producție este adesea perceput cu incertitudine.

Aplicarea logicii fuzzy pentru soluționarea problemelor de luare a deciziilor argumentează odată în plus proprietatea acestei metodologii de a soluționa problema gestionării cunoștințelor imprecise și incerte fapt care asigură suportul procesului de luare a deciziilor [7, 8]. Mai mult decât atât, logica fuzzy este destul de aproape de limbajul natural și permite prezentarea cunoștințelor într-o formă naturală. Acest lucru face ca sistemele de suport decizional bazate pe logica vagă să fie de preferat altor sisteme datorită inteligibilității raționamentului semantic utilizat pentru definirea variabilelor lingvistice și a regulilor de inferență.

În literatura de specialitate există mai multe metode propuse pentru identificarea funcțiilor de apartenență [9, 10]. Unele din ele au o abordare bazată pe distribuția de probabilitate sau pe distribuția de posibilități în cazul în care datele în baza cărora este aplicată metoda de identificare sunt ambigui sau incerte. Deseori, datele statistice care descriu procesul de studiu pot fi destul de ambigui și pot avea un oarecare factor de incertitudine. Astfel apartenența acestora la anumite categorii poate fi calculată în baza unor clustere. O soluție de acest tip este descrisă în [9], fiind caracterizată totodată de o serie de diferențe conceptuale specifice. Această abordare se referă la ideea calculului probabilității apartenenței valorilor fluxurilor de intrare la categoriile descrise de către variabilele fuzzy.

Metoda propusă în teză este bazată pe procesarea fluxurilor de date și are unele asemănări cu metoda descrisă în [9], dar reprezintă o abordare nouă care are drept scop eliminarea unor neajunsuri cum ar fi numărul mare de calificateve sau formele clasice ale funcțiilor de apartenență. Pentru a atinge acest obiectiv se propune micșorarea numărului maxim al variabilelor lingvistice și definirea personalizată a funcțiilor de apartenență. În acest context a fost elaborat un algoritm de identificare a funcțiilor de apartenență în baza procesării și interpretării fluxurilor de date intrare/ieșire diagrama căruia este prezentată în *Figura 3*.

În condițiile în care procesul tehnologic este controlat de către operatorul uman care asigură calitatea produsului finit, pot fi înaintate următoarele ipoteze: operatorul uman este unul experimentat iar datele achiziționate în urma monitorizării procesului de producție sunt valide. Pornind de la aceste ipoteze se pot face concluziile că evoluția procesului este una acceptabilă iar procesul se află în starea de bună funcționare.



**Figura 3** Diagrama de activitate a metodei de identificare a funcțiilor de apartenență.

Pentru a identifica funcțiile de apartenență a fost dezvoltat un algoritm de extragere a acestora, care se bazează pe procesarea și interpretarea fluxurilor de date de intrare/ieșire. Procedura de extragere a funcțiilor de apartenență poate fi împărțită în cinci etape: preprocesarea fluxurilor de intrare/ieșire, calculul valorilor caracteristice pentru fluxurile de intrare, calcularea variației fluxurilor de intrare/ieșire, calculul frecvenței de apariție a valorilor variației fluxurilor de intrare/ieșire obținute la etapa anterioară și identificarea funcțiilor de apartenență, *Figura 3*.

*Preprocesarea fluxurilor de intrare/ieșire.* În funcție de setul de date disponibile, poate fi necesar să se efectueze preprocesarea datelor de intrare/ieșire pe măsură ce procesul este modelat. La această etapă, datele sunt filtrate în baza valorilor care reprezintă parametrii de interes obținuți ca urmare a verificării calității produsului final. Datele sunt procesate cu scopul de a exclude

eșantioanele care nu corespund cerințelor de calitate. Așadar, filtrarea datelor este utilă pentru eliminarea eșantioanelor eronate, inconsistente sau incerte.

Procedura de filtrare poate fi realizată paralel asupra fluxurilor de intrare/ieșire pentru identificarea în fluxurile de intrare a valorilor care nu corespund criteriilor prestabilite de cerințele impuse procesului. Prin urmare, filtrarea constă în eliminarea sample-urilor de date identificate din fluxurile de intrare împreună cu sample-urile corespunzătoare acestora din fluxurile de ieșire. Această etapă va afecta atât fluxurile de intrare cât și cele de ieșire conform relațiilor (4) și (5):

$$\varphi_{out}^f = \{x | x \in \varphi_{out}^{nf}, Min \leq x \leq Max\} \quad (4)$$

$$\varphi_{in}^f = \{x | x \rightarrow y, x \in \varphi_{in}^{nf}, y \in \varphi_{out}^f\} \quad (5)$$

unde  $\varphi_{out}^f$  reprezintă fluxul de ieșire filtrat,  $\varphi_{out}^{nf}$  - fluxul de ieșire nefiltrat,  $\varphi_{in}^f$  reprezintă fluxul de intrare filtrat iar  $\varphi_{in}^{nf}$  - fluxul de intrare nefiltrat. Ca urmare a preprocesării, vor fi obținute noi fluxuri de date intrare/ieșire, care vor fi construite pe baza fluxurilor inițiale. Datele obținute în urma prelucrării pot fi utilizate direct la etapa următoare.

*Calculul valorilor caracteristice.* Calculul valorilor caracteristice ale fluxurilor de intrare este una dintre cele mai importante etape deoarece acești parametri caracterizează numeric procesul de luare a deciziilor al operatorul uman în timp ce sistemul este supravegheat de către acesta. Valorile caracteristice ale variabilelor de intrare caracterizează numeric reperele de care se ghidează operatorul în procesul decizional. Identificarea acestor valori se face prin calcularea numărului de apariții pentru fiecare valoare din fiecare flux de intrare în parte pentru a determina valoarea cu cea mai mare frecvență de apariție. Astfel valoarea cu cel mai mare număr de apariții din fiecare flux de intrare și reprezintă valoarea caracteristică a acestei variabile de intrare. Cu alte cuvinte, sunt determinate o serie de caracteristici relevante cu privire la procesul de luare a deciziilor. Acești parametri indică operatorului că procesul tehnologic se desfășoară normal și nu necesită intervenții.

*Calcularea variației fluxurilor de intrare/ieșire.* Din etapa anterioară, se poate concluziona că operatorul în procesul de luare a deciziilor este ghidat de valorile caracteristice ale variabilelor de intrare, iar toate intervențiile sale sunt efectuate relativ la acele valori. Pentru a prelua modelul decizional cât mai exact, se determină variația parametrilor de intrare în raport cu valorile de referință ale variabilelor de intrare. Astfel, pentru fiecare valoare din fluxurile de intrarepreprocesate, se determină abaterea, care este definită ca diferența dintre valoarea curentă a variabilei de intrare și valoarea sa caracteristică (de referință) conformitate cu (6). Pentru fluxurile de ieșire, variația este calculată în raport cu valoarea anterioară a variabilei de ieșire din același flux de date (7).



$$\Delta R p_i = R p_i - R p^{Characteristic}; \quad (6)$$

$$\Delta P V_i = P V_{i+1} - P V_i. \quad (7)$$

Urmând procedura de mai sus, se determină domeniile de valori pentru fiecare variabilă de intrare/ieșire, care ilustrează modul și viteza de reacție a operatorului în procesul de luare a deciziilor. Acest fapt oferă posibilitatea de a înțelege modul în care procesul decizional al operatorului uman variază în funcție de variația parametrilor de intrare.

*Calculul frecvenței de apariție a valorilor variației fluxurilor de intrare/ieșire.* Această etapă este comună atât pentru fluxurile de intrare cât și cele de ieșire. Ea constă în calcularea numărului de apariții pentru fiecare valoare din fluxurile de intrare/ieșire obținute la pasul precedent. Ca urmare a acestei etape, pentru fiecare variabilă de intrare/ieșire se identifică valoarea cu cel mai mare număr de apariții în flux. Astfel, se identifică cele mai frecvente valori discrete din fluxurile de intrare/ieșire. Acest număr, asociat unei variabile de intrare/ieșire și notat ca  $N_{Max}$  va fi utilizat în faza finală.

*Identificarea funcțiilor de apartenență.* La această etapă, este calculată mulțimea coeficienților de apartenență prin utilizarea rezultatelor obținute la etapa anterioară. Pentru aceasta este necesar să se calculeze numărul de repetări ale valorilor discrete în raport cu numărul de apariții ale valorii cu frecvența de apariție maximă în flux. Pentru a obține funcția de apartenență normalizată, numărul de apariții  $N_x$  al valorii discrete  $x$ , este împărțit la număr de apariții a celei mai frecvente valori  $N_{Max}$  din fluxul considerat, conform relației (8):

$$Mf(x)_{in/out} = \frac{N_x}{N_{Max}} \quad (8)$$

În acest mod, se obțin funcțiile de apartenență normalizate pentru fiecare variabilă de intrare/ieșire. Ca urmare a acestei proceduri, perechile de date „valoarea variației variabilei de intrare/ieșire - coeficient de apartenență” sunt sortate în ordine crescătoare în funcție de valoarea variației variabilei de intrare/ieșire, relația (9).

$$\varphi_{in/out}^S = \varphi_{in/out}^f \uparrow. \quad (9)$$

Având în vedere natura discretă a coeficienților de apartenență, pentru a obține o funcție de apartenență continuă, definită pe întreaga domeniul de valori, este necesară aplicarea unei metode clasice de interpolare a funcțiilor pe intervale. Pentru a construi funcțiile de apartenență, este necesar să se stabilească forma și punctele de interes ale acestora.

Analizând funcția de apartenență astfel obținută poate fi estimată vizual forma acesteia. Estimarea vizuală poate servi ca indiciu al corectitudinii selectării formei funcției de apartenență doar pentru expertul uman și nu are nici o semnificație pentru sistemele de calcul. Astfel apare problema determinării formei funcției continue de apartenență din funcția de apartenență discretă.

Această problemă poate fi soluționată destul de simplu în cazul unor forme simple cum ar fi triunghiulară, (1), dreptunghiulară sau trapez, (10), însă devine destul de greu de soluționat în cazul formei sigmoide sau gaussiană (2, (3)). Deoarece metodologia respectivă nu oferă un răspuns clar la această întrebare, o soluție parțială poate oferi gruparea tuturor formelor funcțiilor de apartenență în 2 categorii:

- trapez, (10), (caz particular triunghi (1) – un maxim, dreptunghi – mai multe maxime);
- personalizată – funcția de apartenență poate repeta exact valorile coeficienților de apartenență sau poate constitui o aproximare a acestora.

$$\mu_F(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x < a; \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b; \\ 1, & b < x < c; \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d; \\ 0, & x > d \end{cases} \quad (10)$$

Trebuie menționat faptul că în urma calculului coeficienților de apartenență pentru fiecare valoare din flux, pot exista valori coeficientul de apartenență al cărora este foarte mic sau chiar egal cu zero. În cazul formei trapezoidale a funcției de apartenență această problemă poate fi soluționată destul de simplu prin identificarea punctelor de interes ale trapezului și interpolarea liniară a valorilor dintre acestea (11), (12), (13), (14).

$$a = \text{MAX}(x) | Mf(x) = 0, x < y, Mf(y) = 1 \quad (11)$$

$$b = \text{MIN}(x) | Mf(x) = 1 \quad (12)$$

$$c = \text{MAX}(x) | Mf(x) = 1 \quad (13)$$

$$d = \text{MIN}(x) | Mf(x) = 0, x > y, Mf(y) = 1 \quad (14)$$

În caz particular pentru  $b = c$  se obține funcția de apartenență de formă triunghiulară, (1).

În cazul unei forme personalizate a funcției de apartenență soluționarea acestei probleme constă în implementarea unei metode de interpolare care ar ignora valorile respective.

După determinarea formei funcției de apartenență și a metodei de interpolare în cazul formei personalizate de reprezentare pot fi determinate funcțiile de apartenență ale celorlalte variabile fuzzy. Pentru aceasta este destul ca din funcția de apartenență a stării de bună funcționare să se scadă valoarea 1 iar forma funcției obținute în așa mod va reprezenta negația stării de bună funcționare, adică starea de proastă funcționare. Această funcție poate fi divizată în două funcții de apartenență pentru două calificative de stânga și de dreapta în raport cu valorile minime a acesteia din stânga, (15) și respectiv dreapta, (16), fapt ce va oferi posibilitatea de a opera cu mai multe variabile fuzzy pentru controlul mai exact al procesului.

$$Mf_L^b(x) = \begin{cases} 1 - Mf_C^g(x), & x < y, Mf_C^g(y) = 1; \\ 0, & x \geq y, Mf_C^g(y) = 1. \end{cases} \quad (15)$$

$$Mf_R^b(x) = \begin{cases} 0, & x \geq y, Mf_C^g(y) = 1; \\ 1 - Mf_C^g(x), & x < y, Mf_C^g(y) = 1. \end{cases} \quad (16)$$

Această metodă asigură suprapunerea parțială a funcțiilor de apartenență alăturate, caracteristică utilă în unele cazuri în care se dorește generalizarea procesului decizional și una nedorită în cazurile în care se dorește preluarea cât mai exactă a comportamentului operatorului.

În cazul în care nu se dorește suprapunerea funcțiilor de apartenență ale variabilelor logice (în cazurile fără ambiguitate), punctele de interes ale formelor funcțiilor de apartenență pot fi definite astfel încât acestea să nu se suprapună decât pe domenii de valori în care doar una dintre aceste funcții poate lua valori diferite de zero.

Capitolul III, **Elaborarea arhitecturilor hardware adaptive**, este dedicat proiectării și implementării arhitecturilor hardware reconfigurabile pentru sisteme fuzzy și neuronale.

Au fost descrise arhitecturile hardware proiectate pentru implementarea sistemelor fuzzy și neuronale la nivel de suport decizional în sisteme tehnice cum ar fi, de exemplu, procesul de turnare a microfirelor. Arhitecturile dezvoltate simplifică esențial cercetarea și dezvoltarea sistemelor inteligente de comandă și control. Pentru realizarea proceselor de inferență specifice fuzzy și neuronale au fost proiectate componentele funcțiilor de apartenență definite tabelar, motorului de inferență generic, defuzificatorului și a neuronului artificial.

A fost efectuată și prezentată analiza comparativă a soluțiilor arhitectural-structurale propuse și estimată posibilitatea implementării arhitecturilor propuse pe circuite reconfigurabile de tip FPGA/CPLD.

În urma analizei efectuate a fost posibilă identificarea caracteristicilor individuale ale metodelor de proiectare a sistemelor de luare a deciziilor propuse. A fost determinat dezavantajul esențial al implementării sistemelor de suport decizional în baza arhitecturii generice fuzzy. Această metodă de dezvoltare necesită capacități relativ mari de memorie, în schimb, manifestă un consum redus de elemente logice, fapt ce duce la o utilizare irațională și neproportională a resurselor hardware ale circuitelor reconfigurabile [11].

În cazul implementării sistemelor de suport decizional în baza arhitecturii neuronale generice a fost identificată problema utilizării preponderent a elementelor logice, fapt ce cauzează epuizarea rapidă a acestor resurse și reduce semnificativ din potențialul aplicativ al circuitului.

În rezultatul simulării sistemului decizional fuzzy au fost depistate unele relații neevidente dintre parametrii de bază ai arhitecturii și parametrii de interes cum ar fi: odată cu creșterea lungimii cuvântului durată de compilare a proiectului scade în pofida așteptărilor, în condițiile

respectivă poate fi observată scăderea frecvenței maxime admisibile a semnalului de sincronizare care poate fi cauzată atât de numărul și modul de amplasare a componentelor structurale ale arhitecturii hardware, cât și de lungimea traseelor dintre acestea. În pofida așteptărilor, odată cu creșterea lungimii cuvântului se observă o scădere a resurselor logice utilizate, împreună cu creșterea memoriei utilizate. Toate aceste fenomene pot fi cauzate de caracteristicile individuale ale algoritmului de plasare a structurilor dezvoltate pe resursele hardware ale circuitului FPGA. Capacitatea totală a memoriei utilizate pentru sinteza arhitecturii decizionale fuzzy poate fi calculată ca suma dintre capacitatea memoriei utilizate la implementarea fuzzificatorului pentru definirea tabelară a funcțiilor de apartenență și capacitatea memoriei utilizate la implementarea defuzzificatorului:

$$M_{totală} = M_{fuzzyficare} + M_{defuzzyficare} \quad (17)$$

unde:

$$M_{fuzzyficare} = \sum_{i=1}^I 2^{b_i} \times b_i \times N_i^v \quad (18)$$

și

$$M_{defuzzyficare} = \sum_{j=1}^O 2^{b_j} \times b_j \times N_j^v \quad (19)$$

în care  $I$  reprezintă numărul intrărilor sistemului fuzzy,  $O$  – numărul ieșirilor,  $b$  – lungimea cuvântului de reprezentare a valorii variabilei lingvistice de intrare cu indicele  $i$  sau de ieșire cu indicele  $j$ ,  $N^v$  – numărul variabilelor lingvistice de intrare cu indicele  $i$  sau de ieșire cu indicele  $j$ .

Având în vedere specificul procesului decizional implementat în care lungimile de reprezentare a tuturor variabilelor lingvistice de intrare și de ieșire sunt indicate de același parametru cu o valoare prestabilită, relația de mai sus capătă forma:

$$M_{totală} = I \times 2^b \times b \times N^v + O \times 2^b \times b \times N^v \quad (20)$$

de unde

$$M_{totală} = 2^b \times b \times N^v \times (I + O) \quad (21)$$

iar reieșind din condiția că numărul variabilelor lingvistice de intrare trebuie să fie egal cu numărul variabilelor lingvistice de ieșire  $O = I$  rezultă relația:

$$M_{totală} = 2 \times I \times 2^b \times b \times N^v \quad (22)$$

din care este obținută relația finală:

$$M_{totală} = I \times 2^{b+1} \times b \times N^v. \quad (23)$$

În cazul sistemului neuronal memoria totală (numărul de regiștri) utilizată la implementarea sistemului poate fi exprimată cu ajutorul relației:

$$M_{totală} = M_{intrări} + M_{ponderi} + M_{ieșiri} + M_{ct} \quad (24)$$

unde  $M_{intr\bar{a}ri}$  reprezintă capacitatea în biți a memoriei necesare pentru stocarea intrărilor rețelei neuronale,  $M_{ponderi}$  – capacitatea în biți a memoriei necesare pentru stocarea ponderilor sinaptice ale rețelei neuronale,  $M_{ieșiri}$  – capacitatea în biți a memoriei necesare pentru stocarea ieșirilor rețelei neuronale, iar  $M_{ct}$  reprezintă memoria necesară pentru sinteza contorului utilizat pentru stabilizarea rezultatului procesului de inferență a rețelei neuronale artificiale și poate depinde de arhitectura internă a acesteia, care în cazul de față reprezintă valoarea  $3N$ , unde  $N$  reprezintă numărul de neuroni din arhitectura rețelei neuronale, iar parametrul  $b$  reprezintă lungimea cuvântului în biți.

$$M_{intr\bar{a}ri} = N \times b \quad (25)$$

$$M_{ponderi} = 2 \times N^2 \times b \quad (26)$$

$$M_{ieșiri} = N \times b \quad (27)$$

$$M_{ct} = [\log_2(3 \times N)] \uparrow \quad (28)$$

Înlocuind în relația (24) valorile pentru memorie din relațiile: (25), (26), (27) și (28), a fost obținută relația (29):

$$M_{total\bar{a}} = b \times (2 \times N^2 + 2 \times N) + [\log_2(3 \times N)] \uparrow \quad (29)$$

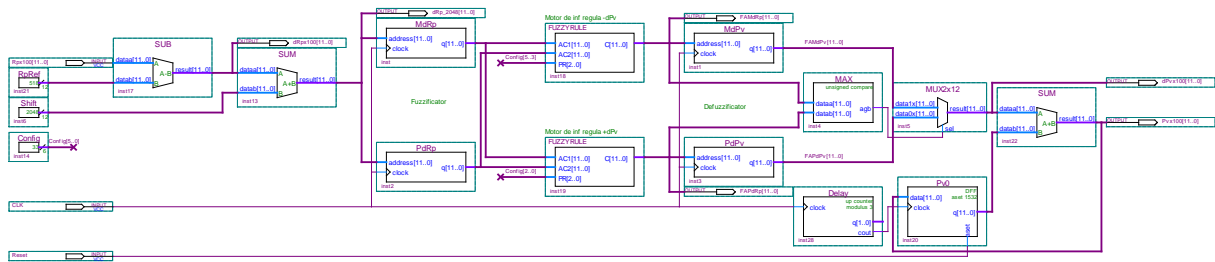
care utilizată pentru sistemul decizional cu 10 neuroni pe 8, 16 și 32 biți confirmă valorile obținute experimental.

În capitolul IV, **Aplicarea tehnicilor de suport decizional**, sunt prezentate unele soluții inovative sub forma unor sisteme hardware încorporate pentru utilizare în cercetarea și dezvoltarea sistemelor inteligente de suport decizional.

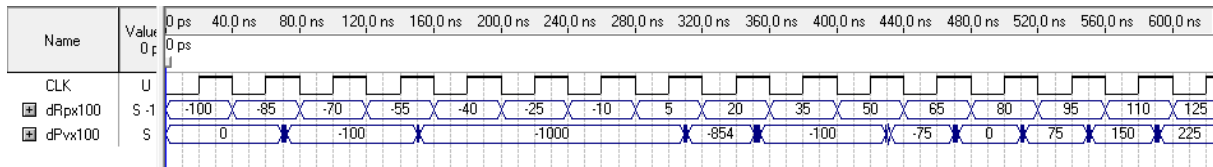
Sunt prezentate soluții inteligente, reconfigurabile, de comandă și control în procesul de turnare a microfiredelor, care au fost concepute ca un set flexibil de instrumente, ce poate fi reconfigurat pentru noi condiții sau chiar noi procese industriale.

Este prezentat un model reconfigurabil al unui sistem neuronal adaptiv cu posibilități de autoorganizare în baza arhitecturii nucleu *Nios II* pe 32 biți pentru cercetarea proceselor decizionale.

Pentru aplicarea sistemului decizional în automatizarea procesului de producție a microfiredelor a fost elaborat sistemul integral de comandă și control automat, *Figura 4*, la care se poate aplica valoarea directă a variabilei de intrare și care generează la ieșire valoarea integrală a variabilei de ieșire, *Figura 5*.



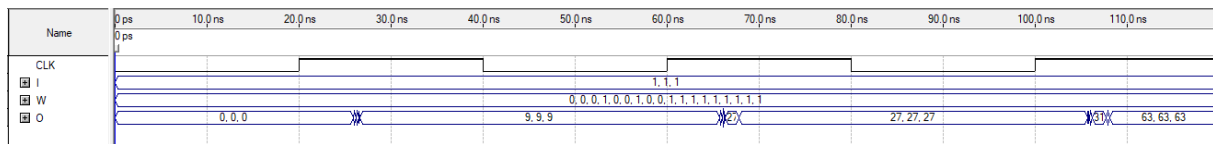
**Figura 4. Schema integrală a sistemului de control automat a procesului tehnologic.**



**Figura 5. Diagrama de timp a algoritmului de control automat a procesului tehnologic.**

Utilizarea blocurilor și a porților logice fuzzy parametrizate a făcut posibilă implementarea în hardware a sistemului decizional fuzzy bazat pe experiența operatorului uman pentru comanda și controlul procesului de turnare a microfiredelor.

În rezultatul simulării procesului de inferență al rețelei neuronale generice a fost obținută diagrama de timp din *Figura 6*.



**Figura 6. Diagrama de timp a procesului de inferență neuronal.**

În rezultatul implementării sistemului neuronal cu autoorganizare a fost obținută arhitectura hardware a acestuia. Reieșind din datele de simulare a fost identificat circuitul potrivit care ar asigura toate necesitățile specifice ale sistemului proiectat. Procesul de selectare a circuitului a fost realizat ținându-se cont inclusiv de îmbunătățirile potențiale ale arhitecturii date cum ar fi: dezvoltarea întregului sistem în baza unui singur circuit, posibilitatea utilizării autonome a sistemului în versiune finală, care poate fi obținută prin stocarea matricei ponderilor sinaptice într-un bloc de memorie RAM/ROM.

## Concluzii generale și recomandări

Lucrarea conține abordări originale în preluarea experienței operatorului uman și soluții ingineresti moderne pentru aplicarea cunoștințelor extrase în automatizarea proceselor de producție. Aplicarea rezultatelor obținute oferă posibilități extinse în procesul de cercetare a sistemelor de suport decizional.

În rezultatul sintezei rezultatelor obținute, pot fi formulate următoarele concluzii:

1. A fost dezvoltată o metodă specifică de extragere a experienței operatorului uman care permite identificarea funcțiilor de apartenență din datele statistice colectate (Capitolul 2).

2. Au fost propuse metode de dezvoltare ale sistemelor de suport decizional fuzzy și neuronal în baza experienței preluate și a parametrilor specifici extrași de la operatorii umani (Capitolul 3). Metodele respective permit dezvoltarea unor sisteme de comandă și control inteligent în procesele de producție.

3. Au fost dezvoltate modele Simulink pentru estimarea eficienței modelelor propuse în procese decizionale, care reprezintă soluții independente pentru comanda și controlul proceselor tehnologice (Capitolul 3).

4. Au fost obținute relațiile teoretice care permit estimarea cantității și tipului de resurse necesare pentru implementarea arhitecturilor adaptive în dependență de tipul sistemului.

5. Au fost proiectate și implementate componente parametrizate și arhitecturi hardware adaptive care oferă posibilitatea de dezvoltare a sistemelor fuzzy și neuronale (Capitolul 3).

6. Au fost proiectate și implementate sisteme fuzzy și neuronale cu proprietăți de autoorganizare, care oferă suportul decizional al operatorului în procesul de control al calității microfiredelor (Capitolul 4).

Ca direcții de cercetare de viitor putem menționa:

- Automatizarea algoritmului de preprocesare și de identificare a funcțiilor de apartenență din datele statistice colectate de la operatorul uman.
- Dezvoltarea algoritmilor de autoorganizare a arhitecturilor adaptive.
- Transcrierea arhitecturilor hardware din *AHDL* în *VHDL* cu scopul implementării acestora pe circuitele reconfigurabile ale diferitor producători.
- Implementarea diferitor tipuri de interfețe de comunicare cu sistemul de suport decizional autonom pentru interfațarea acestuia cu diferite sisteme hardware moderne.

Toate aceste îmbunătățiri simplifică esențial procesul de proiectare și implementare a sistemelor inteligente în baza rețelelor neuronale artificiale și a celor fuzzy tot odată oferind mai multe oportunități comunității cercetătorilor și dezvoltatorilor în domeniu sistemelor inteligente.

## BIBLIOGRAFIE

1. GUȚULEAC, E., CALMÎCOV, I., ZAPOROJAN, S., GIRLEANU, I. *Modelarea și analiza securității rețelelor de calculatoare prin rețele Petri markoviene fuzzy intuiționiste cu jocuri stocastice*. In: *Meridian Ingineresc*. 2017, nr. 1, pp. 16-25. ISSN 1683-853X.
2. ZAPOROJAN, S., PLOTNIC, C., CALMICOV, I., LARIN, V. *A knowledge-based approach for microwire casting plant control*. In: JOZEF CZYK, J. AND ORSKI, D., eds. *Knowledge-Based Intelligent System Advancements: Systemic and Cybernetic Approaches*. IGI Global, Hershey, PA, 2010, pp. 419-437.
3. RUSSELL, S., NORVIG, P. *Artificial Intelligence: A modern approach*. 2nd ed. New Jersey: Prentice Hall, 2003. 1132 p. ISBN 0137903952.
4. LUCERO, Y. C., NAVA, P. A. *A Method for Membership Function Generation from Training Samples* [online]. [citat 12.12.2019]. Disponibil: <http://wwwold.ece.utep.edu/research/webfuzzy/docs/electro99/electro-99.html>
5. CHEN C.-L., CHEN, Y.-M. *Self-organizing fuzzy logic controller design*. In: *Computers in Industry* [online]. 1993, vol. 22, issue 3, pp. 249-261 [citat 22.12.2019]. Disponibil: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/016636159390092F>
6. MASTACAN, L., ALAH, I., ANITA, L. *Fuzzy control for thermal plant*. In: *Proceedings of the 4th International Conference on Development and applications systems*, 21-22 May 1998. Suceava: University Press, 1998, pp. 107-112.
7. ALÁŠKOVÁ, K., Kliestik, T., Mišanková, M. *The Role of Fuzzy Logic in Decision Making Process*. In: *2nd International Conference on Management Innovation and Business Innovation (ICMIBI 2014)*, Bangkok, THAILAND, 2014.
8. CARBUNE, V. *An approach for identification of fuzzy membership functions from expert knowledge encapsulated within statistical workflow data*. In: *Journal of Engineering Science*, vol. XXVII, no. 3, 2020, pp. 01-10. ISSN 2587-3474 (in press).
9. CANO, J.C., NAVA, P. *A fuzzy method for automatic generation of membership function using fuzzy relations from training examples*. In: *Proceedings of Fuzzy Information Processing Society*. NAFIPS. Annual Meeting of the North American, 2002, pp.158 – 162.
10. PAZHOUMAND-DAR, H., LAM, C., MASEK, M. *Automatic Generation of Fuzzy Membership Functions using Adaptive Mean-shift and Robust Statistics*. ICAART, 2016, pp.160-171.
11. HUSSEIN, F. *HexArray: A Novel Self-Reconfigurable Hardware System* [online]: diss. of. doct. of philosophy in electrical and computer eng. Boise, 2017. 237 p. [citat 23.07.2019]. Disponibil: <https://scholarworks.boisestate.edu/td/1261/>



## LISTA LUCRĂRILOR PUBLICATE LA TEMA TEZEI

**Articole în reviste științifice** (în reviste din Registrul Național al revistelor de profil):

### **Categoria B+**

1. **CARBUNE, V.** *Fuzzy functions of expert knowledge encapsulated within statistical workflow data.* In: *Journal of Engineering Science*, vol. XXVII, no. 3, 2020, pp. 146-155. ISSN 2587-3474.

### **Categoria C**

2. GUTULEAC, E., ZAPOROJAN, S., GIRLEANU, I., **CARBUNE, V.** *Hybrid Stochastic Petri Nets With Matrix Attributes for Modeling of Discrete-Continuous Process.* In: *Meridian Ingineresc.* 2016, nr. 2, pp. 34-40. ISSN 1683-853X.

**Articole în culegeri științifice** (în lucrările conferințelor științifice internaționale):

3. ZAPOROJAN, S., **CĂRBUNE, V.**, CALMÎCOV, I. *Data-Based Technique for Extracting Knowledge from Data Generated in Experiments.* In: *Pre-Proceedings of the IEEE 16th International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP 2020).* September 3-5, 2020, Cluj-Napoca, Romania, pp. 13-19, ISBN 978-1-7281-9079-2.
4. **CĂRBUNE, V.**, CALMÎCOV, I., ZAPOROJAN, S., MORARU, V. *Maparea rețelelor neuronale artificiale dezvoltate în Matlab pe structuri hardware reconfigurabile.* In: Culegerea de lucrări a conferinței a XIV<sup>a</sup> "Zilele Academiei de Stiinte Tehnice din Romania", 17-18 Octombrie 2019, Chisinau, Republica Moldova. Editura AGIR, pp. 01-06, 2020, ISSN: 2066-6586 (in press).
5. **CĂRBUNE, V.**, CALMÎCOV, I. *Modele neuronale și fuzzy în preluarea experienței operatorului uman.* In: *A VI-a Conferință Internațională "Telecomunicații, Electronică și Informatică" (ICTEI-2018):* Chișinău, Moldova, 24-27 Mai, 2018, pp. 263-266. ISBN 978-9975-45-540-4.
6. **CĂRBUNE, V.** *Model neuronal decizional în baza experienței operatorului uman.* In: *The 9th International Conference on Microelectronics and Computer Science (ICMCS-2017):* proceedings, Chișinău, Moldova, October 19-21, 2017. Ch.: Tehnica-UTM, 2017, pp. 202-205. ISBN 978-9975-4264-8-0.
7. **CARBUNE, V.**, CALMICOV, I., GISCA, V. *Arhitectură pentru suport argumentativ al deciziilor luate în procesele industriale.* In: *The 8th International Conference on Microelectronics and Computer Science (ICMCS-2014):* proceedings, Chișinău, Moldova, October 22-25. Ch.: Tehnica-UTM, 2014, pp. 483-486. ISBN 978-9975-45-5-329-5.

8. ZAPOROJAN, S., CALMÎCOV, I., PLOTNIC, C., **CĂRBUNE, V.** *Monitorizarea procesului de fabricație a microfivelor.* In: T. Ștefanuț, C. Rusu (Eds) *Conferința Națională de Interacțiune Om-Calculator*, Universitatea Tehnică Cluj-Napoca, 2-3 septembrie 2013, Cluj-Napoca, România. pp. 173-176. ISSN 2344 -1690.
9. **CĂRBUNE V.**, CHIRILĂ, S., PODUBNÎI, M. *Componente Hardware Parametrizate pentru Rețele Neuronale Artificiale.* In: *The 7th International Conference on Microelectronics and Computer Science (ICMCS-2011): proceedings*, Chișinău, Moldova, Sept. 22-24, 2011. Ch.: Tehnica-UTM, 2011, pp. 300-303. ISBN 978-9975-45-174-1.
10. ZAPOROJAN, S., **CARBUNE, V.**, CALMICOV, I. *Fuzzy logic control based on reconfigurable membership tables.* In: GRZECH, A., SWIATEC, P., DRAPALA, J., eds. *Advances in Systems Science.* Academic Publishing House EXIT, Warsaw, Poland, 2010, pp. 385-390. ISBN 978-83-60434-77-2.
11. **CARBUNE, V.**, ZAPOROJAN, S. *Analysis and Design of a Specialized Pipeline for Numerical Algorithms Implementation.* In: *The 6<sup>th</sup> International Conference on Microelectronics and Computer Science (ICMCS-2009): proceedings.* Chișinău, Moldova, October 1-3, 2009. Ch.: Tehnica-UTM, 2009, pp. 241-244. ISBN 978-9975-45-045-4.

**Teze în culegeri științifice** (în alte culegeri de lucrări științifice editate peste hotare):

12. ZAPOROJAN, S., CALMICOV, I, PAVEL, V., LARIN, V., **CĂRBUNE, V.** *Computer aided system for measuring the parameters of bi-stable magnetic wires.* In: *European Exhibition of Creativity and Innovation – EUROINVENT 2012*, May 10-12, Iasi, Romania. 2012, p.145.
13. ZAPOROJAN, S., CALMICOV, I, PAVEL, V., LARIN, V., **CĂRBUNE, V.** *Sistem de măsurare a parametrilor firelor magnetice bistabile asistat de calculator.* In: *The XVI-th International Exhibition of Research, Innovation and Technological Transfer „INVENTICA 2012”*, June 13-15, Iasi, Romania. 2012, pp.632-633. ISSN: 1844-7880.
14. ZAPOROJAN, S., CALMICOV, I, PAVEL, V., LARIN, V., **CARBUNE, V.** *System for measuring the parameters of magnetic microwires.* In: *VIII International Salon of Inventions and New Technologies „New Time”*, Sept. 27-29, Sevastopol, Ukraine. 2012, pp.146-147.
15. ZAPOROJAN, S., CALMICOV, I, PAVEL, V., LARIN, V., **CARBUNE, V.** *System for measuring the parameters of magnetic microwires.* In: *VI International Warsaw Invention Show – IWIS 2012*, October 16-19, Warsaw, Poland. 2012, p.66.

## Adnotare

**la teza „Arhitecturi hardware adaptive pentru sisteme neuro-fuzzy cu autoorganizare” prezentată de către Cărbune Viorel pentru conferirea titlului științific de doctor în științe inginerești, Chișinău, 2020.**

**Structura tezei.** Teza de doctor cuprinde introducerea, patru capitole, concluzii, bibliografia cu 120 titluri, 4 anexe, 131 pagini text de bază, inclusiv 81 figuri și 5 tabele. Rezultatele obținute sunt publicate în 15 lucrări științifice.

**Cuvinte cheie:** metode de extragere a cunoștințelor, sistem de suport decizional, sistem fuzzy, sistem neuronal, arhitecturi hardware adaptive.

**Domeniul de studiu** îl constituie studiul aspectelor teoretice și practice ale metodologiilor de extragere a cunoștințelor umane.

**Scopul lucrării** constă în dezvoltarea unor noi modele, metode și algoritmi de extragere a cunoștințelor expertului uman, elaborarea arhitecturilor hardware adaptive pentru cercetarea proceselor decizionale și construirea sistemelor de suport decizional în aplicații industriale.

**Obiectivele cercetării** includ analiza aspectelor generale ale sistemelor neuro-fuzzy, metodelor de extragere a cunoștințelor, cercetarea și dezvoltarea metodelor și algoritmilor de suport decizional, proiectarea, simularea și analiza arhitecturilor hardware adaptive.

**Noutatea și originalitatea științifică** constă în propunerea de noi modele, metode, algoritmi de extragere a cunoștințelor și a structurilor hardware parametrizate. Originalitatea soluțiilor propuse constă în abordarea și îmbinarea tehnicilor inteligente de „machine learning” cu modelul comportamental al operatorului uman.

**Problema științifică soluționată** constă în elaborarea și cercetarea metodelor originale de preluare a experienței operatorului uman prin colectarea și prelucrarea datelor statistice generate automat, fapt care a condus la un nou mod de abordare în extragerea cunoștințelor.

**Semnificația teoretică** a lucrării constă în elaborarea și dezvoltarea unor metode originale care pot fi utilizate pentru preluarea experienței operatorului calificat. Abordarea prezentată presupune dezvoltarea unor algoritmi de extragere a cunoștințelor ce rezultă din experiența operatorului uman.

**Valoarea aplicativă a lucrării** constă în propunerea modelelor, metodelor și algoritmilor de procesare și analiză a datelor referitor la evoluția procesului tehnologic.

**Implementarea rezultatelor științifice** constă în utilizarea modelelor și sistemelor elaborate în cadrul companiei “Microfir Tehnologii Industriale” S.R.L. Valoarea aplicativă a lucrării se confirmă inclusiv prin actul de implementare a rezultatelor obținute.

## Annotation

for the thesis with title “ Adaptive hardware architectures for neuro-fuzzy systems with self-organization”, presented by Cărbune Viorel for conferring a Ph.D. title in engineering sciences, Chişinău, 2020.

**Thesis structure.** The Ph.D. thesis comprises the introduction, four chapters, conclusions, and bibliography (120 titles), 4 appendixes, 131 pages of main text, 81 figures and 5 tables. The obtained results are published in 15 scientific articles.

**Keywords:** knowledge extraction methods, decision support system, fuzzy system, neural system, hardware adaptive architectures.

**The study domain** includes theoretical and practical aspects of human knowledge extraction methodologies.

**The purpose of research** consists in development of new models, methods and algorithms for extracting human expert knowledge, developing adaptive hardware architectures for researching decision-making processes and building decision support systems in industrial applications.

**The research objectives** include the analysis of general aspects of neuro-fuzzy systems, knowledge extraction methods, research and development of decision support methods and algorithms, design, simulation and analysis of adaptive hardware architectures.

**The scientific novelty** consists in proposing new models, methods, algorithms for knowledge extraction and parameterized hardware structures. The originality of the proposed solutions consists in approaching and combining intelligent "machine learning" techniques with the behavioral model of the human operator.

**The solved scientific problem** resides in elaboration and research of the original methods of human operator experience extraction through collecting and processing of automatically generated statistical data, which led to a new approach in the extraction of knowledge.

**The theoretical significance** of the work consists in the elaboration and development of original methods that can be used to extract the experience of the qualified operator. The presented approach involves development of algorithms for knowledge extracting from the experience of the human operator.

**The applied value** consists in: proposing models, methods and algorithms for processing data of technological process evolution.

**The implementation of results** consists in the use of the elaborated models and systems in “Microfir Tehnologii Industriale” S.R.L. company confirmed by the act of implementation.

## Аннотация

диссертации на соискание учёной степени кандидата технических наук на тему  
„Адаптивные аппаратные архитектуры для нейро-нечетких систем с  
самоорганизацией”, автор Кэробуне Виорел, Кишинэу 2020

**Структура работы.** Диссертация состоит из введения, четырёх глав, выводов, библиографии из 120 наименований, 4-х приложений, 131 страниц основного текста, включая 81 рисунков и 5 таблиц. Полученные результаты опубликованы в 15-и работах.

**Ключевые слова:** методы извлечения знаний, системы поддержки принятия решений, нечеткие и нейронные системы, адаптивные аппаратные архитектуры.

**Область исследования** касается теоретических и практических методов извлечения знаний оператора.

**Целью работы** является развитие и разработка новых методов и алгоритмов, позволяющих извлекать и перенимать опыт оператора, разработка адаптивных архитектур для исследования процессов принятия решений и построения систем поддержки принятия решений в промышленных приложениях.

**Основные задачи:** анализ общих аспектов нечетких и нейронных систем, методов извлечения знаний, исследование и разработка методов и алгоритмов поддержки принятия решений, проектирование, моделирование и анализ адаптивных аппаратных архитектур.

**Научная новизна и оригинальность полученных результатов** заключается в предложении новых моделей, методов, алгоритмов и параметризованных аппаратных структур. Оригинальность предлагаемых решений состоит в подходе и сочетании интеллектуальных методов «машинного обучения» с поведенческой моделью оператора.

**Решённая научная задача** заключается в разработке и исследовании оригинальных методов освоения опыта оператора посредством обработки автоматически генерируемых статистических данных, что привело к новому подходу к извлечению знаний.

**Теоретическое значение** заключается в разработке оригинальных методов, которые могут быть использованы для перенятия опыта квалифицированного оператора. Представленный подход включает разработку алгоритмов извлечения знаний.

**Практическая значимость** работы заключается в предложении моделей, методов и алгоритмов для обработки и анализа данных о протекании технологического процесса.

**Внедрение научных результатов** состоит в использовании разработанных моделей и систем в компании «Microfir Tehnologii Industriale» S.R.L. и подтверждается актом о внедрении.

**CĂRBUNE VIOREL**

**ARHITECTURI HARDWARE ADAPTIVE PENTRU SISTEME NEURO-  
FUZZY CU AUTOORGANIZARE**

**232.01. SISTEME DE CONDUCERE, CALCULATOARE ȘI REȚELE  
INFORMAȚIONALE**

**Autoreferatul tezei de doctor în științe inginerești**

---

Aprobat spre tipar: 16.11.2020

Hârtie ofset. Tipar RISO

Coli de tipar: 2,0

Formatul hârtiei 60x84 1/16

Ttirajul 50 ex

Comandă nr. 76

---

UTM, 2020, Chișinău, bd. Ștefan cel Mare, 168

Editura „Tehnică UTM”,

MD 2045, mun. Chișinău, str. Studenților 9/9

@U.T.M. 2020