

RST - Raport științific și tehnic extins

CALCULOS - Arhitectură cloud pentru o bibliotecă deschisă de blocuri funcționale logice reutilizabile pentru sisteme optimizate

**Codul proiectului: PN-II-PT-PCCA-2013-4-2123
Contract Nr.: 257/2014**

**Etapa III Algoritmi pentru control avansat și optimizarea proceselor;
arhitectura cloud**

Cuprins

1 Introducere	2
2 Elaborare algoritmi de optimizare a sistemului	3
2.1 Algoritmi optimali pentru monitorizare și alertare industrială	4
2.1.1 Algoritm pe baza comportamentului normal	4
2.1.2 Algoritm bazat pe clase de defect	6
2.1.3 Metode de învățare și de clasificare	7
2.2 Algoritmul de optimizare PSO	10
2.2.1 Prezentarea algoritmului	10
3 Elaborarea unei metodologii sistematice de evaluare și clasificare a riscurilor pentru diferite hazarduri	12
3.1 Model integrat de analiză a riscului folosind suport de decizie MAS	12
3.2 Modelarea sistemelor cu informație incompletă folosind rețele recurente neuro-fuzzy	15
3.2.1 Rețeaua neuro-fuzzy recurrentă (RFNN)	15
3.2.2 Algoritmul evolutiv diferențial pentru optimizarea RFNN	17
3.3 Metode de analiză decizională multicriterială utilizate în detecția hazardurilor	18
3.3.1 Considerații generale	18
3.3.2 Metoda Analitică Ierarhizată	20
4 Elaborare metodologie de standardizare a algoritmilor	25
4.1 Principii de urmat în dezvoltarea algoritmilor	25
4.1.1 Asigurarea calității algoritmilor	25
4.1.2 Asigurarea reutilizabilității algoritmilor	25
4.1.3 Structura algoritmilor	27

4.2	Verificarea și validarea algoritmilor	29
4.3	Utilizarea rețelelor de funcții bloc în conducerea proceselor	31
5	Implementarea algoritmilor standardizați	33
5.1	Algoritmul PSO	33
5.1.1	Proiectarea algoritmului PSO utilizând funcții bloc IEC 61499	33
5.1.2	Implementarea algoritmului	34
5.1.3	Testarea și validarea algoritmului	37
5.1.4	Exemplu de utilizare offline	38
5.2	Structurarea unui algoritm în format executabil	39
6	Elaborare arhitectură cloud și specificații	42
6.1	Selectarea tehnologiilor	42
6.2	Arhitectură și specificații cloud	47
6.3	Echilibrarea încărcării în cloud	50
6.4	Gestionarea incertitudinilor volumului de trafic pentru echilibrarea încărcării în cloud	52
6.5	Mecanisme de acces în IoT și Cloud	57
6.5.1	Modelare de acces IoT	57
6.5.2	Modelare de acces cloud	58
6.6	Aplicație în timp real pe platforma Cloud ICIPRO	59
7	Concluzii	61
	Bibliografie	61

1 Introducere

Obiectivul principal al proiectului este proiectarea unei platforme cloud și a serviciilor asociate, platformă care va furniza resursele de prelucrare pentru accesarea și rularea algoritmilor de control avansat și optimizare a instalațiilor industriale la scară mare. Aceste servicii vor permite utilizatorului să efectueze analize de risc online și prevenirea pericolelor folosind algoritmi generici de control, optimizare, diagnoză, prevenire a avariilor și analiză a defectiunilor.

Obiectivele specifice ale proiectului sunt:

- Proiectarea unei platforme care să folosească o interfață prietenoasă de programare adresată mai multor tipuri de utilizator;
- Crearea unor mașini virtuale care să poată găzdui module și aplicații complexe;
- Reducerea costurilor de menenanță pentru instalațiile industriale;
- Îmbunătățirea relației între mediul academic și cel industrial;
- Îmbunătățirea proceselor și instalațiilor industriale prin metode și servicii accesibile.

În cadrul primei etape de execuție a proiectului, *Etapa I — Cerințele utilizatorului, analiza acceptabilității și platforma colaborativă*, au fost efectuate de către parteneri patru activități principale, având ca rezultate un studiu privind stadiul industriei, cerințele și așteptările sale, un raport de analiză științifică și tehnică cu privire la posibilitățile de implementare a sistemului, elaborarea unei arhitecturi de control a proceselor și, respectiv, analiza posibilităților de interfațare cu utilizatorii și cu procesul.

În *Etapa II — Arhitectura de sistem. Algoritmi pentru calculul riscului și de detecție a avariilor, diagnoză și acomodare*, au fost prezentate elementele de bază ale unui model funcțional, specificațiile tehnice pentru componentele sistemului, algoritmi pentru calculul riscului și algoritmi de detecție a avariilor, diagnoză și acomodare.

Obiectivul etapei de execuție. Conform planului de realizare a proiectului, în cadrul acestei etape de execuție a proiectului, *Etapa III — Algoritmi pentru control avansat și optimizarea proceselor; arhitectura cloud*, au fost efectuate de către parteneri următoarele activități principale:

- Activitatea III.1 (A3.1): Elaborare algoritmi de optimizare a sistemului,
- Activitatea III.2 (A3.2): Elaborarea unei metodologii sistematice de evaluare și clasificare a riscurilor pentru diferite hazarduri,
- Activitatea III.3 (A3.3): Elaborare metodologie de standardizare a algoritmilor,
- Activitatea III.4 (A3.4): Implementarea algoritmilor standardizați.
- Activitatea III.5 (A3.5): Elaborare arhitectură cloud și specificații.

Obiectivele propuse pentru această etapă a proiectului au fost atinse. Toate cele cinci activități prevăzute au fost efectuate și au fost orientate spre îndeplinirea obiectivului principal și a obiectivelor specifice menționate mai sus.

Implementarea aplicațiilor de conducere automată avansată a proceselor industriale necesită uzuale resurse sporite de stocare și execuție. Raportul prezintă o aplicație bazată pe cloud care îi permite unui utilizator să aibă acces la diferite strategii de conducere folosind o interfață web, să beneficieze de regulatoare virtualizate, care să execute acei algoritmi și să trimită unele comenzi dispozitivelor din proces. Raportul propune o soluție pentru interconectarea modulelor implementând noi servicii, utilizând interfețe RESTful. Abordarea inovativă prezentată presupune virtualizarea unor “baze de date” de regulatoare de proces și îi conferă inginerului automatist dintr-o întreprindere industrială accesul la strategii avansate de modelare, optimizare și conducere, implementate ca funcții bloc IEC 61499.

Etapa III nu a presupus diseminarea explicită a unor rezultate. Totuși, au fost publicate șase lucrări elaborate de unii membri ai echipei proiectului (trei dintre ele cu alți trei colaboratori, care nu fac parte din echipă). Două lucrări au fost publicate în reviste (una cotată ISI), altă lucrare este un capitol de carte publicată de Springer, iar alte trei lucrări sunt incluse în volumele unor conferințe internaționale co-sponsorizate de IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) și sunt (sau vor fi incluse) în reputata colecție IEEE Xplore Digital Library. De asemenea, a mai fost publicată o carte cu tematică legată de cea a proiectului CALCULOS.

2 Elaborare algoritmi de optimizare a sistemului

Un domeniu de mare interes actual pe plan mondial este *fuziunea datelor distribuite* (FDD), reprezentând procesul prin care un grup de agenți (de pildă, în contextul proiectului CALCULOS, o rețea de senzori) înregistrează date din mediul lor local, comunică cu alți agenți și împreună încearcă să infereze cunoaștere despre un proces particular. Problema generală FDD include patru componente [5]: procesul, senzorii, agenții și comunicația. Măsurările efectuate de senzorii din proces sunt întotdeauna însotite de erori (zgomote) și, de regulă, măsoară doar o parte a procesului. Deși mulți senzori generează date simple, abilitatea de a utiliza aceste date este îngreunată de zgomote de măsură, prelucrarea preliminară a datelor (de exemplu, netezirea sau gruparea), sau de complicațiile induse de senzorii mobili sau modificările în timp și spațiu ale procesului. Un agent este o entitate care poate măsura variabile din proces, estimează local starea procesului, comunica informația și efectuează alte acțiuni (de exemplu, de deplasare). De fapt, comunicația are loc între nodurile unei rețele, iar un nod poate fi un agent sau un senzor pasiv.

Atunci când toate datele sunt colectate de un singur agent se obține o *estimare centralizată* a procesului, care este transmisă tuturor agenților. Aceasta este soluția cea mai bună, deoarece sunt utilizate toate datele. Dezantajele sunt, printre altele, transmiterea unui volum important de date în rețea și riscul mare de eșec, prin dependența de un singur agent, agentul central.

Scopul FDD este de a colecta măsurările fiecărui senzor și de a le prelucra local, a comunica informația între senzori/agenți și a crea estimări locale cât mai bune ale procesului. Cercetarea în domeniul estimării distribuite se concentrează în două zone: cea Bayesiană și cea a consensului. Metodele Bayesiene obțin completa repartitia statistică a procesului estimat de fiecare agent, astfel încât datele de la senzori nu trebuie memorate și pot fi ușor fuzionate recursiv cu cunoașterea apriorică. Metodele consensului permit agenților să continue difuzarea informației până când obțin un acord asupra parametrilor de interes.

Lucrarea [5] tratează detaliat FDD Bayesiană, date fiind numeroasele tehnici propuse de-a lungul timpului (fuziunea Bayesiană naivă, filtrarea Kalman "federată", filtrarea distribuită etc.). Cadru Bayesian este teoretic foarte general și poate fi extins riguros la numeroase clase importante de probleme de estimare distribuită, care depășesc zona estimării liniar-Gaussiene și filtrării Kalman. În același timp, acest cadru este practic și oferă robustețe estimării. Lucrarea consideră succesiiv procese Gaussiene dinamice liniare, procese statice cu senzori staționari, liniari sau neliniari, sisteme dinamice liniare sau neliniare, senzori cu dinamică, repartiții ne-Gaussiene, comunicarea informației în rețele cu topologii speciale sau generale și sincronizarea în timp. Leitmotivul principal este filtrul informației (posibil extins), care actualizează inversa matricei de covarianță.

Un alt domeniu care trebuie luat în considerare este cel al identificării proceselor pentru obținerea modelelor matematice utilizate în analiza sistemelor și proiectarea regulațoarelor automate. Se are în vedere și utilizarea expertizei existente în echipa proiectului (de pildă, [33, 27, 32, 28, 29, 31]). Chiar dacă interesul actual se îndreaptă spre identificarea sistemelor neliniare, lucru dovedit prin publicarea unui număr dedicat acestui subiect în IEEE Control Systems Magazine (vol. 36, nr. 4,

2016), tehniciile de identificare neliniară nu au ajuns încă la maturitate (spre deosebire de cele liniare). În [26] (din numărul dedicat menționat mai sus), se consideră identificarea sistemelor liniare într-un cadru neliniar, în spătă, analiza neparametrică a distorsiunilor neliniare și impactul acestora asupra celei mai bune aproximări liniare. Un model liniar se comportă, în general, adecvat în cazul excitării cu un zgomot cu amplitudine lent crescătoare, dar mică, dar nu când amplitudinea crește prea mult, ceea ce poate avea loc în cazul distorsiunilor neliniare. Totuși, identificarea sistemelor neliniare necesită mai multe date decât în cazul liniar și, desigur, un efort de calcul mult mai mare. De aceea, este important de furnizat informație suplimentară pentru a garanta utilitatea investirii efortului adițional în termenii timpului necesar, dar și al resurselor financiare și umane. În acest scop, în [26] se propune o procedură în trei pași. Primul pas analizează neliniaritatea în privința nivelului și a naturii acesteia, fără a mări semnificativ volumul datelor măsurate. Al doilea pas verifică dacă este suficient să se utilizeze o abordare de identificare liniară, chiar în prezența distorsiunilor neliniare. Se studiază proprietățile abordării liniare în aceste condiții și se verifică fiabilitatea marginilor de incertitudine asociate. Ultimul pas evaluatează posibilele beneficii ale utilizării unei abordări neliniare costisitoare.

Situată descrisă în paragraful anterior demonstrează încă o dată necesitatea de a dispune de instrumente performante pentru identificarea sistemelor liniare. Aspectele de performanță au fost investigate în lucrările menționate la începutul paragrafului precedent. Figura 1 [29] prezintă factorii de creștere a vitezei de calcul (rapoartele timpilor CPU) obținute folosind funcția `s1moen4` bazată pe algoritmul QR rapid [23, 32], în comparație cu funcția `MATLAB n4sid` din System Identification Toolbox, folosind 25 seturi de date intrare-iesire, incluzând toate cele 24 de seturi din colecția DAISY (Database for Identification of Systems), disponibilă la adresa www.esat.kuleuven.be/sista/daisy/. Au fost folosite opțiunile implicate pentru `n4sid`, exceptând parametrii `order`, '`N4Weight`' and '`CovarianceMatrix`', aleși a fi n , '`MOESP`' și, respectiv, '`None`'.

Algoritmii de identificare liniară au fost testați și în cadrul unei configurații GRID și se dorește portarea lor în cloud. Similar, se urmărește și încorporarea unor regulatoare optimale folosind algoritmi de tip Newton (recomandăți în contextul recuperării după o funcționare anormală) [30] (și referințele incluse), posibil inițializările de algoritmi care exploatează structura anti-Hamiltoniană-Hamiltoniană a fascicolelor de matrice care definesc problema optimală [3].

În continuare, se prezintă câțiva algoritmi simpli de monitorizare și optimizare.

2.1 Algoritmi optimali pentru monitorizare și alertare industrială

2.1.1 Algoritm pe baza comportamentului normal

În realizarea unui sistem de alertare pentru situații de urgență într-o unitate de producție se pot aborda mai multe strategii. Una dintre acestea presupune culegerea a cât mai multe date despre structura cauzală a elementelor unității și combinarea acestor date cu un model de învățare bazat pe date. Din păcate nivelul actual la care se situează algoritmii de învățare structurală nu poate rezolva probleme cu un set masiv de variabile ascunse. O strategie alternativă pentru detecția online a comportamentului anormal, ce nu necesită informații despre defectele posibile, sau un model al acestui comportament anormal, propune învățarea unui model pentru operațiile normale, reprezentat printr-o rețea Bayesiană. La fiecare instanță temporală modelul este apoi folosit pentru a calcula probabilitatea setului de indicații ale senzorilor pentru acel pas. Apoi, prin confruntarea cu datele citite se poate evalua dacă senzorii se află în mod unitar în plaja de valori specifice operării normale. Această metodologie presupune două etape: 1) învățarea unui model al senzorilor pentru operarea normală; 2) utilizarea modelului învățat pentru a monitoriza sistemul, a iniția alerte și a realiza

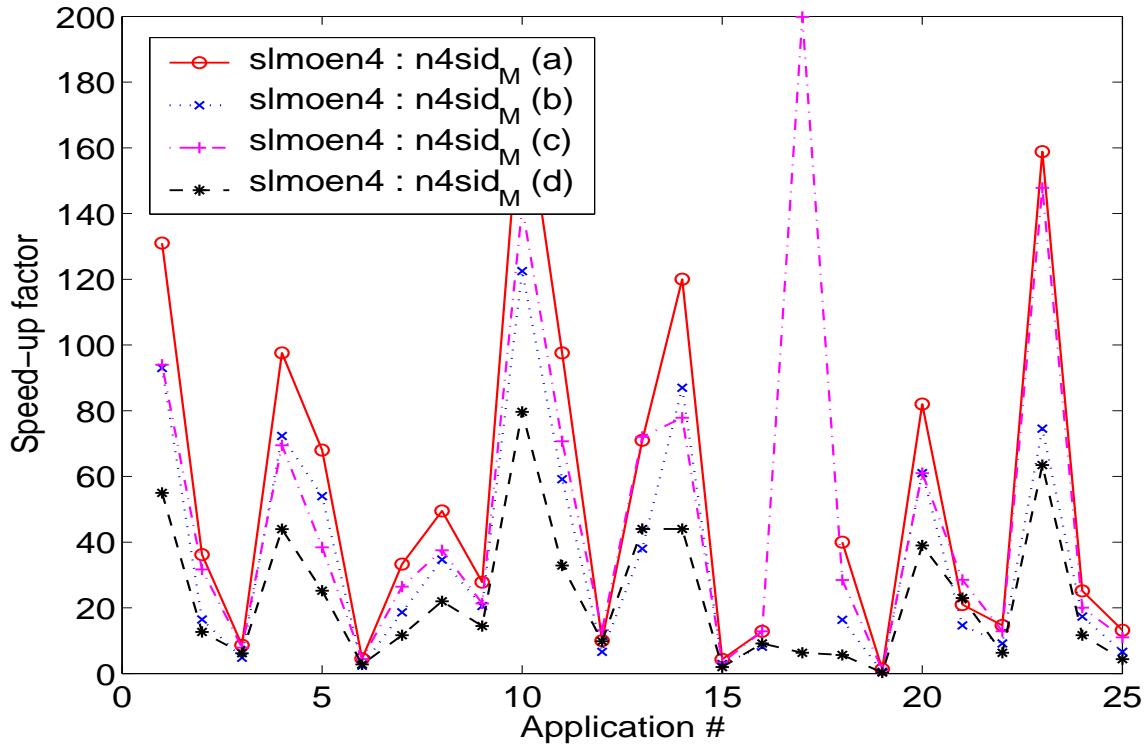


Figura 1: slmoen4 cu algoritmul QR rapid, în comparație cu MATLAB 6.5.1 n4sid cu factorizarea QR (opțiuni implicate, cu excepția valorilor `order = n`, '`N4Weight`' = 'MOESP' și '`CovarianceMatrix`' = 'None').

diagnoza online. Pe baza unui model pre-specificat al normalității, fiecarei componente din sistem i se asociază o stare (normal sau anormal), care este în concordanță atât cu modelul, cât și cu observațiile făcute asupra sistemului.

Învățarea unui model constă în învățarea unei rețele bayesiene folosind o bază de date ce conține citiri ale senzorilor reținute în timpul operării normale a sistemului. Fiecare înregistrare a bazei de date poate fi privită ca o instanță a procesului de producție în ansamblu. Odată modelul învățat, acesta poate fi confruntat cu indicațiile senzorilor din timpul desfășurării procesului. O quantificare a acestei comparații este dată de măsura de conflict. Dacă luăm în considerație o probă $\bar{e} = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$, unde e_1, e_2, \dots, e_n sunt citiri ale senzorilor, *măsura de conflict* se definește prin:

$$\text{conf}(\bar{e}) = \log \frac{P(e_1) \cdots P(e_n)}{P(\bar{e})}.$$

Probabilitățile $P(e_i)$ pot fi citite direct din rețeaua bayesiană în starea inițială. Deoarece toate variabilele modelului sunt instanțiate, $P(\bar{e})$ este simplu de calculat ca fiind produsul intrărilor corespunzătoare în tabela de probabilități condiționate a rețelei bayesiene. Întrucât modelul învățat corespunde funcționării normale a sistemului, se așteaptă ca citirile senzorilor în timpul funcționării normale să fie pozitiv corelate ($\text{conf}(\bar{e}) \leq 0$). Dacă însă $\text{conf}(\bar{e}) > 0$, atunci aceasta indică o funcționare anormală și ca atare va fi declanșată o alarmă.

2.1.2 Algoritm bazat pe clase de defect

Deoarece pentru conducerea proceselor industriale se monitorizează mii de puncte de măsură, este necesară activarea unui mecanism de selectare a caracteristicilor. Algoritmul de selecție a caracteristicilor determină automat cei mai importanți parametri. Toate cunoștințele relevante sunt capturate și integrate în baza de date astfel încât în situația curentă să se poată beneficia de experiența căpătată și însușită (învățată) din situațiile anterioare. Schema unui astfel de algoritm de captură și fuziune de cunoștințe este prezentată în Fig. 2.

Procedura are o secțiune inițială care are loc offline, cu intervenție umană, și o secvență automată online care rulează continuu. Partea offline este executată numai la configurarea inițială a soluției. Într-o primă etapă, datele utile trebuie separate de întreaga masă de date ce sunt permanent monitorizate și arhivate într-o instalație industrială. Dacă dorim să identificăm un anumit defect, trebuie luate în considerare numai măsurătorile relevante. Pornind de la documentația instalației și judecând în principal după criterii calitative, se face o preselecție inițială, separând din întreaga instalație doar o regiune în jurul ţintei de interes. Datele preselectate din instalația industrială trebuie apoi să fie preprocesate. Această procedură este comună multor aplicații care lucrează cu date brute sau semi-brute achiziționate de la senzori sau traductoare. Procedura poate fi aplicată pentru mai multe operații, precum: transformarea unităților de măsură, scalare, normalizare, detectarea erorilor grosiere și altele. Totuși, aceste operații sunt relativ simple și nu consumă foarte mult timp.

Selectarea caracteristicilor este diferită de extragerea caracteristicilor și se efectuează prin metode specifice precum “Principal component analysis” [9], “Singular value decomposition” [14], “Manifold learning” [36] și “Factor analysis” [37], care creează noi caracteristici extrase din cele existente, combinații ale celor originale. Metodele de selectare a caracteristicilor încearcă să exploreze proprietățile intrinseci ale datelor, folosind statistică matematică sau teoria informației. Selecțarea caracteristicilor determină setul de parametri care sunt de interes pentru determinarea ieșirii din clasificator. Din setul mai mare de date obținut de experții umani în faza de preselecție este extras un subset de interes. Odată ce este definit acest subset, vor fi folosite doar aceste date din proces. Achiziția de date în acest scop va fi restricționată în mod corespunzător.

Validarea încrucișată este utilizată pentru antrenarea corectă a clasificatorului. Aceasta partajează în mod repetat setul disponibil de date în două subseturi complementare. La fiecare pas, antrenarea se face pe unul dintre ele și testarea pe celălalt. În final, rezultatele sunt aggregate, de obicei prin simpla mediere.

Se face și o verificare suplimentară pentru a identifica eșantioane prea apropiate în ambele seturi, de antrenare și de testare. Acestea trebuie eliminate din procedura de validare încrucișată. Odată ce este obținut un clasificator corespunzător, acesta poate fi implementat și folosit ca atare în faza de clasificare efectivă.

Etapa de selectare a caracteristicilor folosește algoritmi care îmbunătățesc performanța algoritmului de clasificare. Aceasta se realizează printr-o discriminare judicioasă între atributele disponibile în funcție de particularitățile clasificatorului ce va fi folosit. Deoarece atrbute corelate și irelevante pot degrada performanțele clasificatorului, este de dorit să se aplique o metodă de selecție a atributelor înainte de faza de antrenare. Precizia clasificatorului poate fi îmbunătățită introducând o fază de preselecție corespunzător implementată înainte de faza de antrenare. În secțiunile următoare vor fi prezentanți câțiva algoritmi performanți ce pot fi folosiți în etapele de învățare, respectiv de clasificare.

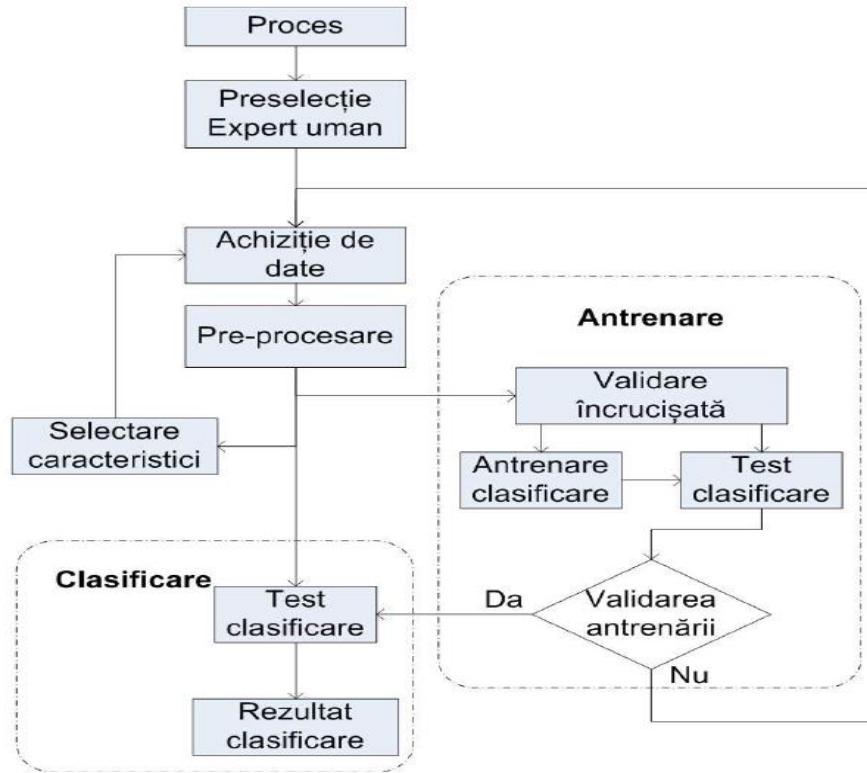


Figura 2: Algoritmul de clasificare.

2.1.3 Metode de învățare și de clasificare

Pentru recunoașterea tiparelor din caracteristicile unor date reprezentate vectorial, o abordare populară este aceea de a folosi *metode nucleu* (kernel), care rezolvă problemele de eficiență computațională, robustețe și stabilitate statistică. *Eficiența computațională* este o caracteristică importantă a unui algoritm de învățare automată, întrucât de obicei se pune problema unui set foarte mare de date ce trebuie analizat, iar timpul de execuție al unui algoritm nu trebuie să fie foarte mare; *robustețea* se referă la capacitatea algoritmului de a fi insensibil în fața datelor perturbate de zgomot; *stabilitatea statistică* implică următorul fapt: corelațiile găsite în caracteristici să fie într-adevăr tipare în date, adică similarități relevante care pot fi folosite mai departe pentru a prezice date noi în etapa de antrenare.

Pentru anumite probleme de clasificare, unele metode nucleu sunt mai potrivite decât altele. Acuratețea unei metode nucleu depinde de mai multe aspecte, precum distribuția și numărul de clase, zgomotul setului de date, dimensiunea setului de antrenare și aşa mai departe. De exemplu, clasificatorul KRR (Regresia Ridge în formă duală) poate fi folosit cu succes pentru probleme în care numărul de instanțe din fiecare clasă este echilibrat, în timp ce clasificatorul KDA (Analiza discriminantă în formă duală) este mai potrivit pentru probleme cu mai multe clase. În cazuri particulare, când numărul de clase este mai mare decât 2, atunci poate apărea o problemă serioasă cu metodele de regresie.

Metoda analizei liniar discriminantă (LDA), cunoscută și sub numele de *analiza discriminantă Fisher*, maximizează raportul dintre varianța inter-clasă și varianța intra-clasă pentru a garanta separabilitatea maximă pentru un anumit set de date de antrenare.

Algoritmii de învățare bazați pe metode nucleu lucrează prin scufundarea datelor într-un spațiu

Hilbert pentru a căuta relații liniare în acest spațiu folosind un algoritm de învățare. Scufundarea se realizează implicit în momentul specificării produsului scalar între perechi de puncte, fără a fi nevoie să se furnizeze explicit coordonatele punctelor.

Funcții nucleu. O abordare populară pentru învățarea bazată pe similaritate este tratarea perechilor de similarități ca produse scalare într-un spațiu Hilbert sau, alternativ, tratarea perechile de disimilarități ca distanțe într-un spațiu euclidian. Acest lucru poate fi obținut în două moduri. Primul mod este să se încorporeze explicit exemplele într-un spațiu euclidian, în funcție de similaritățile sau disimilaritățile perechilor, utilizând scări multidimensionale. Cel de-al doilea mod constă în transformarea similarităților în funcții nucleu și aplicarea metodelor nucleu. Metodele nucleu sunt definite prin două componente:

1. O funcție ϕ care scufundă spațiul de intrare X într-un spațiu F (eventual de dimensiune mai mare) cu produs scalar, denumit *spațiu caracteristicilor*.
2. Un algoritm de detectare a funcțiilor tipar liniare în spațiul caracteristicilor F (reprezentate ca produse scalare între puncte ale spațiului caracteristicilor).

a. Normalizarea funcțiilor nucleu

Un exemplu prin care se poate realiza o nouă funcție nucleu, provenită dintr-o funcție existentă, este dat de normalizarea unei funcții nucleu existente. Dându-se un nucleu care corespunde unui vector de trăsături ϕ , normalizarea nucleului $\hat{k}(x, y)$ corespunde vectorului de trăsături dat de:

$$x \mapsto \phi(x) \mapsto \frac{\phi(x)}{\|\phi(x)\|}.$$

Normalizarea datelor ajută la îmbunătățirea performanțelor învățării automate pentru diferite aplicații practice. Cât timp setul de valori ale datelor neprelucrate poate avea variații mari, funcțiile de clasificare a obiectelor nu vor funcționa optim fără normalizare. Trăsăturile sunt normalize printr-un proces numit *standardizare*, care face ca valorile fiecărei trăsături să aibă medie zero și varianță unitară. Prin normalizare, fiecare trăsătură are o contribuție aproximativ egală pentru distanța dintre două exemple. Normalizarea funcțiilor nucleu poate fi realizată direct pe matricea nucleu.

b. Metoda combinării funcțiilor nucleu

Ideea de a combina funcții nucleu vine în mod natural atunci când se dorește îmbunătățirea performanțelor unui clasificator. Când se combină mai multe funcții nucleu, trăsăturile sunt scufundate într-un spațiu dimensional mai mare. Drept consecință, spațiul de căutare al unui model crește și clasificatorul este ajutat să selecteze o funcție cu o valoare discriminantă mai mare. Conceptul de învățare utilizând mai multe funcții nucleu este cunoscut drept *multiple kernel learning* (MKL).

Cel mai natural mod de a combina două funcții nucleu este de a le însumă. Adunarea funcțiilor nucleu sau a matricelor nucleu este echivalentă cu concatenarea vectorilor de trăsături. Dar vectorii de trăsături sunt vectori de dimensiuni mari, iar concatenarea acestora nu prezintă o soluție viabilă dacă ne referim la spațiu și timp. O altă posibilitate de a obține o combinare este de a înmulți funcțiile nucleu. În cazul înmulțirii funcțiilor nucleu cu matrice rare, o remarcă importantă este că matricele rare vor produce o matrice nucleu mult mai rară, ceea ce nu este de dorit în anumite cazuri, deoarece pot dispărea anumite tipare.

Clasificatori liniari

Există trei mari categorii de metode de învățare folosite în mod ușor și anume: logica fuzzy, rețele neuronale artificiale și “support vector machines” (SVM). Desigur, există numeroase alte metode de învățare consacrate, o parte din acestea fiind prezentate în cele ce urmează.

Funcțiile nucleu oferă metodelor nucleu puterea de a utiliza în mod natural datele de intrare care nu sunt în format de vectori numeric, cum ar fi texte, imagini sau chiar fișiere audio sau video.

Funcțiile nucleu captează noțiunea de similaritate dintre obiecte într-un domeniu specific și pot fi orice funcții definite pe domeniul respectiv care sunt simetrice și pozitiv definite. Pentru imagini, multe dintre funcțiile nucleu au aplicabilitate variată, inclusiv recunoașterea obiectelor, regăsirea imaginilor sau alte probleme similare.

În cazul problemelor de clasificare binară, algoritmii de învățare bazați pe metode nucleu au nevoie de o funcție discriminantă care adaugă +1 exemplelor care aparțin unei clase și -1 exemplelor care aparțin celeilalte clase. Această funcție va fi o funcție liniară în spațiul de forma:

$$f(x) = \text{sign}(\langle w, \phi(x) \rangle + b),$$

pentru un vector de ponderi w și o funcție de scufundare ϕ . Nucleul poate fi utilizat atât timp cât vectorul de ponderi poate fi exprimat ca o combinație liniară de puncte de antrenare, implicând că funcția să fie definită după cum urmează:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n a_i k(x_i, x) + b\right).$$

Multe dintre metodele nucleu se diferențiază prin modul în care găsesc vectorul w (sau, în forma duală, vectorul a echivalent).

a. Mașini cu vectori suport (SVM)

Clasificatorul bazat pe vectori suport (SVM) este printre cele mai utilizate metode pentru învățarea automată și este popular în multe probleme de recunoaștere inclusiv clasificarea texturilor. SVM este conceput să maximizeze distanța marginală dintre clase cu margini de decizie trasate utilizând diferite funcții nucleu. SVM este proiectat să funcționeze numai cu două clase. Acest lucru este realizat prin maximizarea separării printre un hiperplan a celor două clase. Exemplul din vecinătate care au fost selectate pentru a determina hiperplanul sunt cunoscute drept *vectori suport*. Clasificarea multi-clase este rezolvabilă în cazul SVM, dar pentru a rezolva problema SVM pentru mai multe clase se folosesc mai mulți clasificatori SVM binari combinați prin schemele de tipul "one-versus-all" sau "one-versus-one". Clasa câștigătoare este determinată de funcția de predicție cu valoarea cea mai mare.

b. Regresia Ridge în formă duală (KRR)

Regresia Ridge în formă duală (KRR) combină Regresia Ridge (regularizarea celor mai mici pătrate cu normă L_2) cu acest numitul *kernel trick*. Aceasta învață o funcție liniară dată de nucleul respectiv și de date. Pentru funcțiile nucleu neliniare, acesta corespunde unei funcții neliniare în spațiul original.

Regresia Ridge în formă duală selectează vectorul w care în același timp are o eroare empirică mică și o normă mică pentru RKHS ("Reproduced Kernel Hilbert Space") generată de nucleul k . Problema de minimizare care rezultă este:

$$\min_w \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \langle w, \phi(x_i) \rangle)^2 + \lambda \|w\|^2,$$

unde y_i este eticheta (+1 / -1) exemplului de antrenare x_i și λ este un parametru de regularizare.

c. Analiza discriminantă în formă duală (KDA)

Analiza discriminantă liniară (LDA), cunoscută și drept *analiza discriminantă Fisher*, maximizează raportul dintre varianța inter-clase și varianța intra-clase, pentru a garanta separabilitate maximală pentru un set particular de exemple.

De regulă, se apelează la abordarea LDA pentru o problemă cu două clase, sub presupunerea că cele două clase au distribuții normale și matrice de covarianță identice. Faptul că se presupune că

matricele de covarianță sunt identice implică liniaritatea clasificatorului Bayes. Astfel, LDA furnizează o proiecție a punctelor datelor pe un subspațiu de dimensiune 1, unde eroarea de clasificare Bayes este minimă. Metoda KDA este forma duală a algoritmului LDA, care este oarecum similar cu algoritmul KRR.

d. *Regresia de tip “Partial Least Squares” în formă duală*

Pentru problemele de regresie, se pare că uneori covarianța vectorilor inițiali este mai importantă decât varianța vectorilor. Abordarea “partial least squares” (PLS) se bazează pe covarianță pentru a dirija selectarea trăsăturilor, înainte de a face regresia celor mai mici pătrate în spațiul de trăsături derivat. Mai precis, metoda PLS este utilizată pentru a găsi relațiile fundamentale dintre matricea de intrare X și matricea rezultată Y . Versiunea nucleu a PLS este un algoritm puternic care poate fi folosit și pentru problemele de clasificare a imaginilor.

e. *Modelul celor mai apropiati vecini*

Algoritmul celor mai apropiati vecini (k -NN) este unul dintre cei mai simpli algoritmi de învățare automată. Regula clasificatorului cel mai apropiat k vecin este descrisă în continuare.

Un obiect este atribuit celei mai apropiate clase din cele k clase din vecinătate, unde k este un număr întreg pozitiv. Dacă $k = 1$, atunci obiectul este atribuit clasei celei mai apropiate. Când $k > 1$, decizia se ia în funcție de votul majoritar. Este convenabil să fie k impar, pentru a evita cazurile de egalitate a voturilor. Cu toate acestea, dacă avem un vot egal, obiectul poate fi atribuit celei mai apropiate clase (la distanță minimă), sau poate să fie aleasă aleatoriu una din clasele cu vot egal pentru a fi atribuită obiectului.

Algoritmul k -NN nu este o metodă de clasificare parametrică. Astfel, nu există parametri care trebuie să fie învățați. Cu alte cuvinte, modelul k -NN nu necesită deloc antrenare. Decizia de clasificare se bazează numai pe cei mai apropiati k vecini ai unui obiect în funcție de o similaritate sau o distanță. Cea mai des întâlnită măsură este distanța euclidiană, dar pot fi utilizate și alte măsuri. Performanța clasificatorului k -NN depinde de numărul și puterea discriminantă a măsurii distanței utilizate. În faza de testare, modelul k -NN presupune calcule care cresc timpul de execuție.

2.2 Algoritmul de optimizare PSO

2.2.1 Prezentarea algoritmului

Algoritmul Particle Swarm Optimization (PSO) este o metodă de inteligență artificială ce propune rezolvarea unor probleme de optimizare pornind de la analiza comportamentului social al unor grupuri, precum stolurile de păsări sau bancurile de pești [20]. Se pare că aceste animale împărtășesc informația în interiorul grupului, astfel încât comportamentul fiecărui individ este dictat de caracteristicile comportamentului întregului grup în situații precum căutarea hranei sau migrare. În același mod, oamenii folosesc atât experiența personală, cât și experiența celor din jur, în procesul de luare a unor decizii [24]. Algoritmul PSO utilizează aceste concepte în optimizarea unor probleme cu D variabile. Studiile au arătat că este o metodă rapidă, robustă și ușor de implementat, capabilă să găsească optimul global în probleme de optimizare continue neliniare [20, 12, 1, 24, 2]. În aplicații de control al proceselor, această metodă este deseori folosită pentru acordarea online sau offline a buclelor de reglare PID, pentru care s-au obținut rezultate mai bune decât în cazul altor metode [1, 12, 25]. Fie o problemă de minimizare pentru următoarea funcție f ,

$$f(X) = f(x_1, x_2, \dots, x_D), \quad (1)$$

unde $f : \mathbb{R}^D \rightarrow \mathbb{R}$ și D este numărul total de variabile.

Aceasta înseamnă că trebuie să găsim X^* pentru care

$$f(X^*) \leq f(X), \quad \forall X \in S, \quad (2)$$

unde S este spațiu de căutare.

Algoritmul PSO utilizează un grup de P particule având poziții x_i și viteze v_i inițiale aleatoare într-un spațiu D -dimensional. Fiecare particulă își cunoaște cea mai bună poziție curentă, $Pbest$, precum și cea mai bună poziție a grupului, $Gbest$, în spațiu de căutare corespunzător. La fiecare pas, $Pbest$ și $Gbest$ sunt modificate pe baza următoarelor relații (adaptate din [2]), pentru $i = 1, 2, \dots, P, t = 1, 2, \dots, N$,

$$Pbest_i^{t+1} = \begin{cases} Pbest_i^t, & f(X_i^{t+1}) > Pbest_i^t, \\ X_i^{t+1}, & f(X_i^{t+1}) \leq Pbest_i^t, \end{cases} \quad (3)$$

$$Gbest^t = \min_i \{Pbest_i^t\}, \quad (4)$$

unde:

P este numărul total de particule ale grupului;

N este numărul de iterații ale algoritmului;

X_i^t este vectorul de poziție al particulei i la momentul t ;

$Pbest_i^t$ este cea mai bună poziție a particulei i de la inițializare și până la momentul t ;

$Gbest^t$ este cea mai bună poziție a grupului de la inițializare și până la momentul t .

Viteza fiecărei particule se modifică în funcție de propria experiență, reprezentată de distanța până la locația $Pbest$, și, de asemenea, în funcție de experiența grupului, măsurată în distanța până la locația $Gbest$. Modificarea poziției și a vitezei fiecărei particule are loc pe baza următoarelor formule (adaptate din [2]):

$$v_{ij}^{t+1} = v_{ij}^t + c_1 r_{1j}^t [Pbest_{ij}^t - x_{ij}^t] + c_2 r_{2j}^t [Gbest_j^t - x_{ij}^t], \quad (5)$$

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^{t+1}, \quad i = 1, 2, \dots, P, j = 1, 2, \dots, D, t = 1, 2, \dots, N, \quad (6)$$

unde:

D este dimensiunea spațiului de căutare;

v_{ij}^t este vectorul ce stocă viteza particulei i în dimensiunea j la momentul t ;

x_{ij}^t este vectorul ce stocă poziția particulei i în dimensiunea j la momentul t ;

$Pbest_{ij}^t$ este cea mai bună poziție a particulei i în dimensiunea j de la inițializare și până la momentul t ;

$Gbest^t$ este cea mai bună poziție a tuturor particulelor din dimensiunea j de la inițializare și până la momentul t ;

c_1 și c_2 sunt constantele de accelerare;

r_{1j}^t și r_{2j}^t sunt numere aleatoare în intervalul $(0, 1)$, generate de algoritm la momentul t .

Algoritmul se oprește atunci când se atinge numărul maxim de iterații N . Soluția problemei de optimizare este dată de:

$$X^* = Gbest = (Gbest_1, Gbest_2, \dots, Gbest_D). \quad (7)$$

O dimensiune mare, P , a grupului înseamnă un spațiu de căutare mai mare, ceea ce poate duce de asemenea la un număr mai mic de iterații necesare. Totuși, această alegere va crește complexitatea de calcul pe iterație. Studii precum [20] au arătat că de obicei se alege o valoare a lui P în intervalul $[20, 60]$. Numărul de iterații afectează de asemenea eficiența algoritmului. De aceea, o practică recomandată este de a defini numărul maxim de iterații ca fiind N și de a opri execuția algoritmului fie când acel număr a fost atins, fie când algoritmul stagniază pentru o perioadă predefinită [24]. Constantele c_1 și c_2 reprezintă accelerarea cognitivă, respectiv socială, și ele exprimă încrederea în propria poziție, și respectiv încrederea în grupul din care particula face parte. Aceste constante iau de obicei valoarea $c_1 = c_2 = 2$, conform studiilor existente [1, 2].

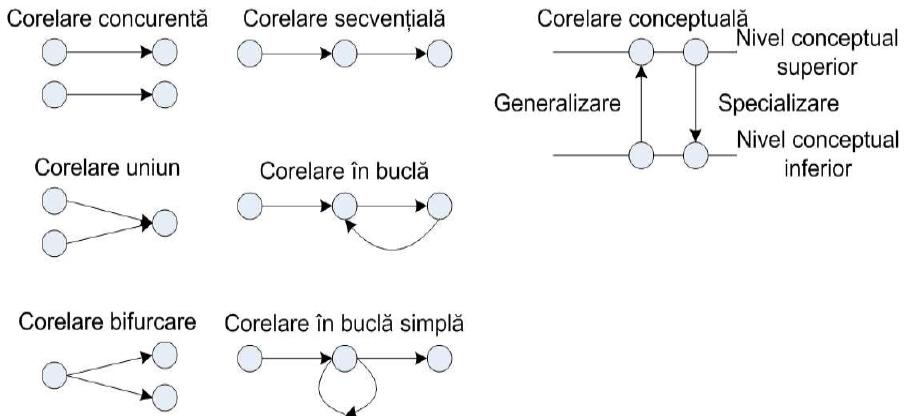


Figura 3: Interconectări între diferite procese.

3 Elaborarea unei metodologii sistematice de evaluare și clasificare a riscurilor pentru diferite hazarduri

3.1 Model integrat de analiză a riscului folosind suport de decizie MAS

Integrarea modelelor poate fi descrisă ca o modalitate de a dezvolta modele de decizie prin adaptarea unei paradigmă specifice conform cu o situație concretă, ceea ce conduce la realizarea unui model compozit, obținut prin combinarea a două sau mai multe modele. Rezultă astfel un model dinamic integrat care se bazează pe un grup de rutine selectate printr-o tehnică intelligentă; acest model este denumit în cele ce urmează *model dinamic integrat pentru sisteme suport de decizie* (DSS) pentru managementul riscului industrial, asociat cu posibilitatea de producere a unor defecțiuni majore (dezastre). Pentru a optimiza acest model, se sugerează folosirea rutinelor modulare utilizate în modelul DSS ca agenți ai unui *sistem multiagent* (MAS). În acest cadru, modelul integrat este obținut în trei pași:

1. selectarea unei tehnici inteligente adecvate reprezentării evenimentelor;
2. corelarea evenimentelor;
3. implementarea unei baze de cunoștințe cu relații dinamice între rutine pentru un scenariu de hazard anume, cu posibilitatea dezvoltării ulterioare a acesteia.

Modelul integrat va fi prezentat în continuare ca un sistem intelligent pentru managementul dezastrelor (*Intelligent System for Disasters Management* — ISDM). Corelarea evenimentelor este una dintre tehniciile cheie în descrierea evenimentelor complexe, cu surse multiple. Sarcina corelării evenimentelor poate fi definită ca o procedură de (re)interpretare conceptuală a unui set de evenimente care au loc într-un interval predefinit de timp. Recunoașterea unei noi situații printr-o procedură de corelare poate fi tratată formal ca un eveniment sintetic, putând fi totodată subiectul altor corelații ulterioare. Procesul de construire de noi corelații permite formarea unor procese complexe, interconectate. În Fig. 3 sunt descrise mai multe conexiuni fundamentale între procese, care pot fi combinate pentru a crea un mediu flexibil și scalabil pentru modelarea situațiilor complexe.

Utilizarea de diferite baze de date cuplate pentru monitorizarea evenimentelor de alertare a favorizat dezvoltarea și implementarea unor sisteme integrate pentru monitorizarea informațiilor și

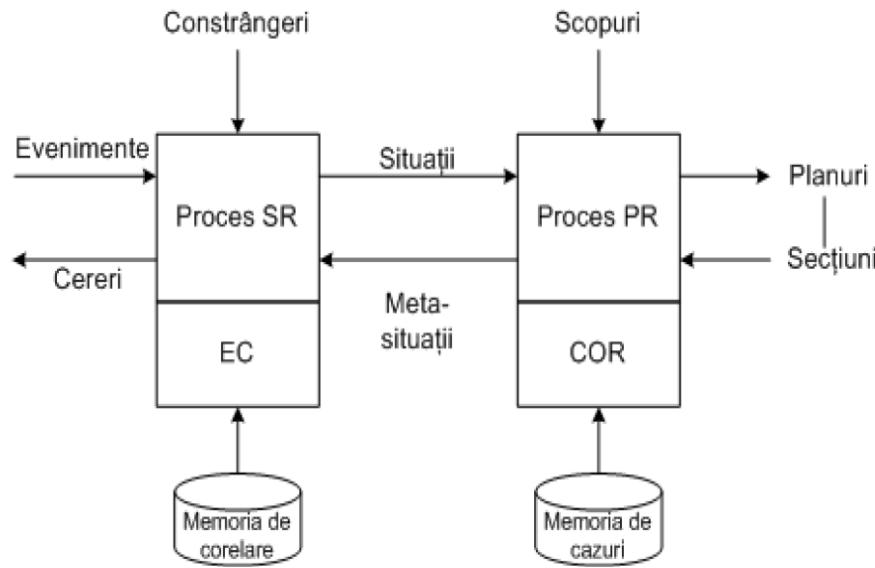


Figura 4: Relații reactive în procesul de luare a unei decizii.

pentru procesarea cognitivă a acestora, bazate pe management situational, calcul distribuit și tehnologii multiagent. Sistemele multiagent (MAS) sunt recunoscute ca o soluție eficientă în modelarea interacțiunii dintre un număr mare de entități datorită: 1) organizării structurale distribuite a MAS; 2) folosirii modelelor perceptive și raționale ale agenților mobili inteligenți; 3) potrivirii naturale cu modelul colaborativ dintre echipele de agenți. Aceste caracteristici ale MAS corespund cerințelor unui ISDM, mai ales dacă în procesul decizional se recurge la arhitectura denumită *Belief-Desire-Intention* (BDI), care permite scalarea unei populații eterogene și variabile de agenți pentru mai multe sisteme de agenți în interacțiune, cu folosirea unui tip specific de raționare orientată pe cazuri (COR), în care fiecare caz este un şablon pentru o situație generică, accesibil prin accesarea unei biblioteci de cazuri şablon standard [10].

În Fig. 4 este prezentată relația dintre două procese principale implicate în luarea unei decizii, unul pentru *Recunoașterea Situației* (SR) prin *Corelarea Evenimentelor* (EC), care folosește Memoria de corelare, iar celălalt, pentru *Raționarea pe bază de Plan* (PR) prin *Raționarea Orientată pe Caz* (COR), care folosește Memoria de cazuri. Ambele procese funcționează într-o buclă majoră în care principalele situații recunoscute de EC pot fi rafinate și combinate de către COR, iar EC poate primi meta-situuații dependente de context pentru a continua procesul de corelare a evenimentelor. În cazul informațiilor incomplete, EC poate trimite cereri către procedurile de colectare de evenimente, solicitând informații adiționale. O buclă adițională apare în procesul PR, unde secțiuni ale unui plan pot declanșa un proces deliberativ iterativ. Principalele activități care pot fi asigurate de un ISDM având o arhitectură MAS de tip BDI pentru managementul riscului industrial și al situațiilor de urgență sunt:

- Aprecierea hazardului (analiza vulnerabilității și a frecvenței de producere a evenimentelor);
- Managementul riscului (analiza riscului, evaluarea și tratarea riscului);
- Evaluarea și îndepărțarea efectelor (elaborarea unui plan de tratare a avariilor, analiza măsurilor);
- Disponibilitate (planificarea și managementul resurselor);

- Răspuns (proceduri de intervenție de urgență, analiza și evaluarea situației curente);
- Recuperare (evaluare, probleme de relocare).

Având posibilitatea de a combina și adapta diferite strategii, un *Sistem Intelligent pentru Managementul Dezastrelor* (ISDM) folosind un *Sistem Suport de Decizie* (DSS), care acționează prin efortul cooperativ al mai multor agenți inteligenți în cadrul unei structuri multiagent, poate asigura următoarele responsabilități:

- Monitorizare: observarea mediului și detectarea comportamentelor problematice;
- Generare de alarme: activarea unei alarme dacă apare o situație critică;
- Avertizare: avertizarea cu privire la consecințele negative ale unei acțiuni și sugerarea unor variante mai bune.

Pentru a genera răspunsuri pentru diferite clase de acțiuni menționate mai sus au fost precizate patru sarcini:

- Identificarea problemei: De la analiza informației primite de la infrastructura de comunicație sau direct de la operator, clasificatorul alege starea sistemului monitorizat;
- Diagnoză: Prezența evenimentelor și situațiilor inacceptabile necesită o explicație în termenii caracteristicilor de cauzalitate;
- Planificarea acțiunii: Odată ce a fost identificată o problemă, se stabilește o posibilă succesiune de acțiuni relevante;
- Predicție: Consecințele evenimentelor și ale acțiunilor operatorilor pot fi previzionate prin simulare.

O abordare generală a acestor probleme este de a concepe chiar ISDM ca un sistem multiagent, în care fiecare entitate distribuită este controlată de către un agent. Aceste sarcini locale vor fi de o complexitate mai redusă, dar totuși interdependente. Sarcina de coordonare cu care se confruntă un astfel de sistem se referă la managementul dependențelor între sarcinile locale, realizat de regulă printr-o metodologie orientată pe cunoștințe. Procesul de rezolvare de probleme asociat unei sarcini este structurat în felul următor: fiecare pas poate stabili mai multe sub-sarcini, care la rândul lor trebuie rezolvate de metode mai simple și aşa mai departe, până când se ajunge la o sarcină elementară, care poate fi îndeplinită direct. Pentru coordonarea îndeplinirii sarcinilor (înțelesă ca managementul interdependențelor activităților) trebuie să se realizeze următorii pași:

- Detecția dependențelor: prin folosirea domeniului de cunoaștere cu privire la diversele dependențe (relații producător-consumator, resurse limitate etc.).
- Generarea de opțiuni: pentru fiecare dependență este generat un set de posibile acțiuni de management.
- Decizii de management (privind acțiunile de management al dependenței care trebuie aplicate).

3.2 Modelarea sistemelor cu informație incompletă folosind rețelele recurente neuro-fuzzy

În lumea industrială, aproape toate procesele sunt neliniare, iar specialiștii trebuie să țină seama de acest lucru, dacă doresc să obțină rezultate acceptabile în identificare, simulare, sau control. Mai mult, atunci când sunt disponibile doar date experimentale și trebuie furnizat un model, metoda empirică a încercărilor succesive și validarea acestora poate lua foarte mult timp. În acest context, abordările inteligente, precum rețelele neurale și sistemele fuzzy, pot reprezenta soluția căutată. Ele au capacitatea de a imita caracteristicile neliniare. În particular, sistemele fuzzy sunt cunoscute pentru capacitatea lor universală de aproximare și își găsesc aplicabilitatea în probleme de modelare și control a sistemelor complexe, incomplet definite sau cu incertitudini, acolo unde, în general, metodele standard eșuează. În cazul sistemelor dinamice neliniare, modelarea se bazează pe istoricul datelor de intrare și de ieșire pe un interval mare de timp (dependență de gamă largă), de obicei colectate la momente discrete, echidistante. Numărul acestor "tacte" de întârzieri trebuie cunoscut apriori întotdeauna. În orice caz, necesitatea unei întârzieri prea mari poate mări dramatic numărul de date ale sistemului, iar aceasta conduce la creșterea exponențială a complexității soluției.

Atunci când se dorește aplicarea rețelelor neurale sau a sistemelor neuro-fuzzy pentru astfel de procese, ele trebuie să poată fi capabile să lucreze cu astfel de structuri. MATLAB posedă o structură și un algoritm de învățare — ANFIS — implementate pentru o corespondență directă intrare-iesire, fără recurență. și în Simulink există un bloc care implementează ANFIS în aceeași manieră nerecurentă [19]. Această abordare este potrivită pentru implementarea unui regulator, care nu are nevoie decât de intrarea la momentul actual de timp pentru a furniza următoarea comandă. Pentru identificare este nevoie de mai multă informație. Suplimentar, dacă se vrea implementarea întârzierilor în Simulink într-o manieră recurentă folosind ANFIS, s-a constatat că buclele algebrice nu sunt permise. Soluția propusă este de a folosi o rețea neuro-fuzzy recurrentă (*Recurrent Fuzzy-Neural Network* — RFNN) cu un algoritm de învățare adecvat structurii dinamice. Procesul dinamic care corelează nu numai intrările cu ieșirile, ci implică și intrările anterioare, necesită o versiune modificată a algoritmului bazat pe tehnici de gradient folosit tipic în ANFIS.

Metodele de gradient propuse de mulți autori au dezavantajul de a fi complexe, cu ecuații complicate și implementări consumatoare de timp. Timpul de învățare poate fi mai mic decât în cazul altor metode, dar efortul de scriere a codului poate fi un argument bun de a căuta o altă soluție, fără derive. (Există, însă, și instrumente de generare automată a codului care calculează derivele folosind codul sursă al funcțiilor de derivat [4].) În cele ce urmează se propune o versiune îmbunătățită a RFNN și se investighează fezabilitatea unui algoritm genetic diferențial ca fiind un algoritm de învățare optimizat.

3.2.1 Rețeaua neuro-fuzzy recurrentă (RFNN)

În cadrul RFNN, trebuie folosită o buclă inversă (cu reacție). Ieșirea creează, de obicei, dificultăți în structura de identificare Simulink, în special în situația în care există mai multe bucle. În Fig. 5 este prezentată o structură fuzzy recurrentă, denumită ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System), cu o intrare și o ieșire.

Se notează cu $v = \{v_{ij}\}$ parametrii ce trebuie adaptăți, unde i și j indică locul respectivului parametru ca poziție strat/neuron. În Fig. 6 se poate vedea structura ANFIS clasică, iar în Fig. 7 se poate urmări o diagramă generală pentru învățarea online sau offline a RFNN. Intrarea este $u(k)$ iar ieșirea este $y(k)$. Intern, RFNN conține o structură ANFIS cu întârzieri pentru intrări și pentru ieșirile aduse la intrare, $y(k)$. Dacă există $m = 3$ intrări, regulile implementate sunt de forma:

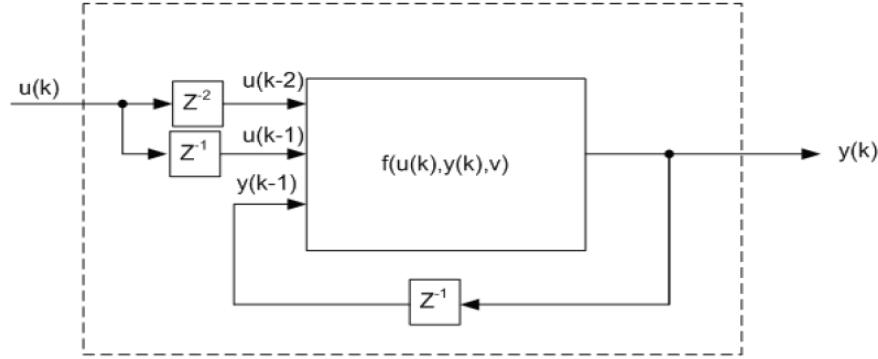


Figura 5: Rețeaua neuro-fuzzy recurrentă (RFNN).

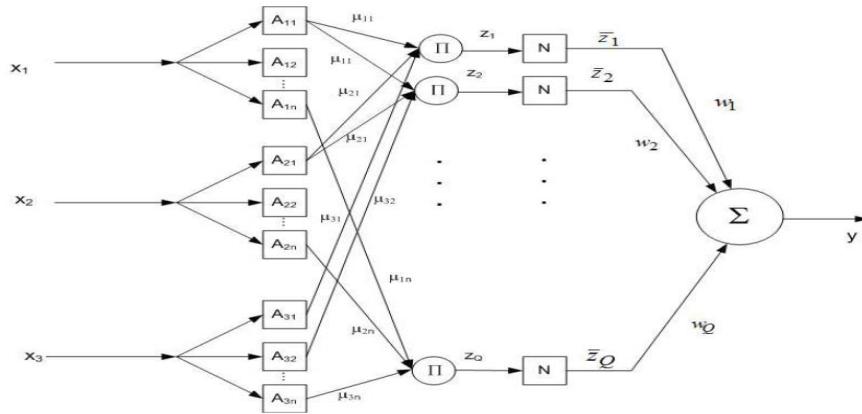


Figura 6: Schema unei rețele neuro-fuzzy recurente bazate pe structura ANFIS.

$$R_q : (x_1 = A_{1i}) \wedge (x_2 = A_{2j}) \wedge (x_3 = A_{3k}) \Rightarrow y = p_1 x_1 + p_2 x_2 + p_3 x_3 + p_4, \quad i, j, k = 1 : n, q = 1 : Q.$$

S-a utilizat convenția MATLAB de reprezentare a mulțimii de valori întregi $i, i+k, \dots, j$ ca fiind $i : k : j$. În forma de mai sus, n este numărul de funcții de apartenență pentru fiecare dintre cele trei intrări. Numărul maxim de reguli este $Q_{\max} = n^m$. Fiecare funcție de apartenență este definită ca o funcție gaussiană. Pentru fiecare intrare, avem inițial funcții de apartenență distribuite uniform peste universul de discurs. Pentru a calcula ieșirea, se folosește procedura de propagare a semnalului feed-forward ANFIS, căreia îi corespund valorile:

$$\begin{aligned} \mu_{ij} &= e^{\frac{-(x_i - a_{ij})}{2b_{ij}^2}}, \quad z_q = \mu_{1i_1} \mu_{2i_2} \mu_{3i_3}, \quad \bar{z} = z_q / \sum_{i=1}^Q z_i, \\ y &= \sum_{i=1}^q \bar{z}_i w_i, \quad w_i = p_{1i} x_1 + p_{2i} x_2 + p_{3i} x_3 + p_4, \quad i = 1 : Q. \end{aligned}$$

Înainte de a aplica procedura de identificare, RFNN trebuie antrenată. Aceasta înseamnă că rețeaua trebuie să învețe o traietorie dată. Tipic, această traietorie este furnizată de date experimentale culese de la procesul neliniar care trebuie modelat.

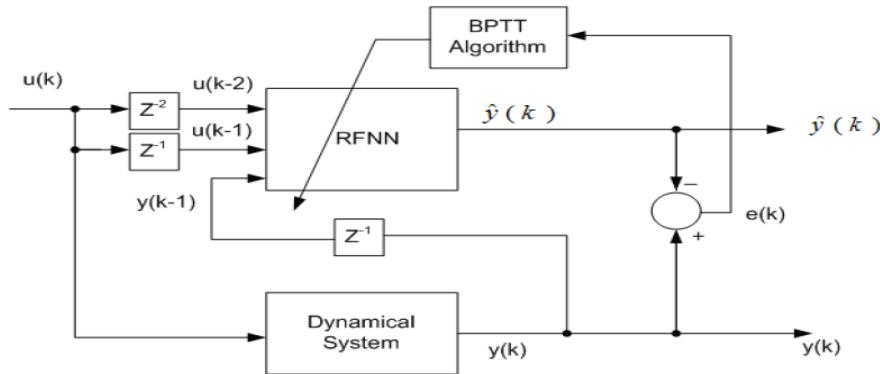


Figura 7: Diagrama de antrenare online pentru RFNN.

Se consideră un proces neliniar dat de:

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u)).$$

Pentru cazul particular în care avem doar trei argumente (intrări de date), modelul devine:

$$y(t) = f(y(t-1), u(t-1), u(t-2)).$$

Eroarea de ieșire instantanee, la momentul t , și eroarea peste un orizont mai mare de timp $[t_0, t_1]$, sunt date de:

$$E(t) = \frac{1}{2[y(t) - \hat{y}(t)]^2}, \quad E(t_0, t_1) = \sum_{t=t_0}^{t_1} \frac{1}{2[y(t) - \hat{y}(t)]^2}.$$

3.2.2 Algoritmul evolutiv diferențial pentru optimizarea RFNN

Algoritmul evolutiv diferențial (DE) este o metodă propusă ca o alternativă mai simplă la algoritmii genetici. DE este un optimizator de funcții stocastice foarte simplu, bazat pe populații. Ideea de bază este folosirea diferenței între doi vectori, ca metodă de perturbare a populației, pentru a genera vectorii de încercare. Fiecare individ din cadrul populației este reprezentat printr-un vector în care sunt codificați toți parametrii ce trebuie optimizați pentru a minimiza eroarea. În cazul particular în care se consideră o RFNN cu $m = 3$ intrări, și fiecare are $n = 3$ funcții de apartenență gaussiene, numărul de reguli va fi $RT = (m + 1)m^n = 108$, iar numărul total de vectori va fi $N_p = 2mn + (m + 1)m^n = 126$.

Pentru a utiliza RFNN se aplică unele restricții: intrările vor fi în intervalul $[-1, 1]$ sau $[0, 1]$, iar ieșirea în intervalul $[0, 1]$. De asemenea, valoarea centrală a_{ij} pentru funcția gaussiană de apartenență aparține universului de discurs și trebuie ordonată:

$$a_{i1} < a_{i2} < \dots < a_{im}, \quad i = 1 : m.$$

Fiecare set de parametri este codificat ca o valoare reală în intervalul $[U_{\text{low}}, U_{\text{high}}]$, iar vectorul de parametri are forma din Tab. 1.

Pe scurt, algoritmul are următorii pași:

Pasul 0. Generarea populației.

Pasul 1. Alegerea vectorului ţintă și a vectorului sursă.

Tabela 1: Vectorul de parametri pentru optimizarea DE

μ_{11}	μ_{12}	\dots	μ_{ij}	\dots	μ_{nm}	p_{11}	p_{12}	\dots	p_{13}	p_{14}	\dots	p_{k1}	p_{k2}	p_{k3}	p_{k4}
------------	------------	---------	------------	---------	------------	----------	----------	---------	----------	----------	---------	----------	----------	----------	----------

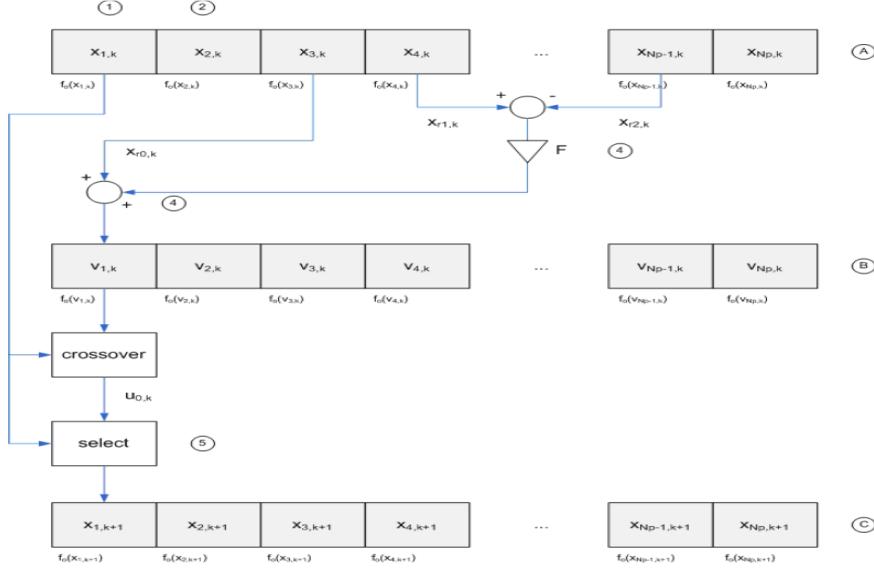


Figura 8: Algoritm evolutiv diferențial pentru o generație (operațiile între doi vectori).

Pasul 2. Alegerea aleatoare a doi membri din cadrul populației (distribuție uniformă).

Pasul 3. Calcularea vectorului ponderat de diferență între vectorul țintă și cel sursă.

Pasul 4. Adăugarea vectorului sursă.

Pasul 5. Calcularea următorului vector pe baza formulei:

$$\text{Dacă } f_0(u_{1,k}) \leq f_0(x_{1,k+1}) \text{ atunci } x_{1,k+1} = u_{1,k}, \text{ altfel } x_{1,k+1} = x_{1,k}.$$

La finalul pasului 5 este generată o nouă populație, $P_{x,k+1}$. În Fig. 8 este prezentat sintetic algoritmul pentru generația k . A reprezintă populația inițială, $P_{x,k}$, și este populația la generația k , B reprezintă populația mutantă, $P_{m,k}$, iar C reprezintă noua populație, $P_{x,k+1}$.

3.3 Metode de analiză decizională multicriterială utilizate în detecția hazardurilor

3.3.1 Considerații generale

Formularea problemei. Ipoteza inițială a unei probleme de decizie multicriterială constă în existența a m criterii și n variante noteate C_1, C_2, \dots, C_m , respectiv A_1, A_2, \dots, A_n (ambele finite). Particularitatea acestor metode este dată de existența matricei decizionale, care este prezentată sub forma unei tabele (vezi Tab. 2). Fiecare rând aparține unui criteriu și fiecare coloană unei variante. Valoarea a_{mn} stabilește importanța variantei A_n funcție de criteriul C_m . Pentru simplificare, se presupune că un scor mai bun înseamnă un loc mai înalt pe scara preferințelor în condițiile în care o minimizare poate fi ușor transformată într-o maximizare.

Fiecarui criteriu i se asignează o pondere notată cu w_i , care evidențiază importanța criteriului C_i în procesul decizional și este reprezentată printr-un număr pozitiv. Valorile sale sunt, de regulă, determinate în urma unui proces subiectiv, fiind rezultatul evaluării unui expert sau grup de experți.

Deși problemele multicriteriale pot dифeri, totuși ele au o serie de caracteristici specifice:

Tabela 2: Forma generală a unei tabele decizionale

	A_1	A_2	\dots	A_n
C_1	a_{11}	a_{12}	\dots	a_{1n}
C_2	a_{21}	a_{22}	\dots	a_{2n}
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
C_m	a_{m1}	a_{m2}	\dots	a_{mn}

- Existența criteriilor și subcriteriilor multiple, care formează o ierarhie; orice variantă a unei probleme decizionale poate fi evaluată pe baza criteriilor care descriu proprietăți sau caracteristici ale acestora. Unele criterii pot avea la rândul lor caracteristici care vor fi definite ca subcriterii. Pentru evaluarea unei variante, trebuie stabilit un criteriu pentru oricare proprietate.
- Existența criteriilor conflictuale. (Criteriile multiple se află uneori în situații conflictuale unele cu altele.)
- Natura hibridă este determinată de trei caracteristici: existența unor caracteristici imposibil de măsurat; amestecul de criterii calitative și cantitative; existența criteriilor deterministe și probabiliste.
- Gradul de incertitudine a rezultatelor (incertitudine subiectivă, informație incompletă).

Metode elementare de analiză decizională multicriterială. Câteva astfel de metode sunt enumerate mai jos [6].

Analiza bazată pe argumentele pro și contra este o metodă de comparare calitativă în care lucrurile bune (pro) și lucrurile rele (contra) sunt identificate cu privire la fiecare variantă. Listele rezultate de argumente sunt comparate una cu alta. Este aleasă varianta cu cele mai puternice argumente pro și puține argumente contra. Nu este nevoie de nici o pregătire matematică și este ușor de implementat.

Metoda maximin se bazează pe o strategie care încearcă să evite cea mai slabă caracteristică prin maximizarea criteriului minim de performanță. Varianta care are ponderea cea mai mare raportată la cel mai drastic criteriu este considerată optimă. Metoda maximin poate fi utilizată numai dacă toate criteriile sunt comparabile, astfel încât acestea pot fi măsurate pe o scală comună.

Aceste metode presupun o pondere satisfăcătoare, mai degrabă decât foarte bună, pentru fiecare criteriu. Metoda conjunctivă presupune că o variantă trebuie să respecte un prag minim de performanță pentru toate criteriile. Metoda disjunctivă impune ca o variantă ar trebui să depășească pragul dat pentru cel puțin un criteriu. Este eliminată orice variantă care nu respectă normele conjunctive sau disjunctive. Aceste reguli pot fi folosite pentru a selecta un subset de variante pentru analizarea cu algoritmi decizionali mai complecsi.

Criteriile în *metoda lexicografică* sunt clasificate în ordinea importanței lor. Este aleasă varianta cu cel mai bun scor de performanță la cel mai important criteriu. În cazul în care există mai multe variante care satisfac acest criteriu, performanța acestora va fi comparată, până când este determinată o variantă unică.

Într-o problemă de decizie, vectorul $x = (x_1, \dots, x_n)$ joacă un rol de însumare prin includerea scorurilor de performanță pentru fiecare criteriu și a ponderilor asociate. Acest lucru înseamnă că vectorul x trebuie să se încadreze cât mai bine în liniile matricei deciziei.

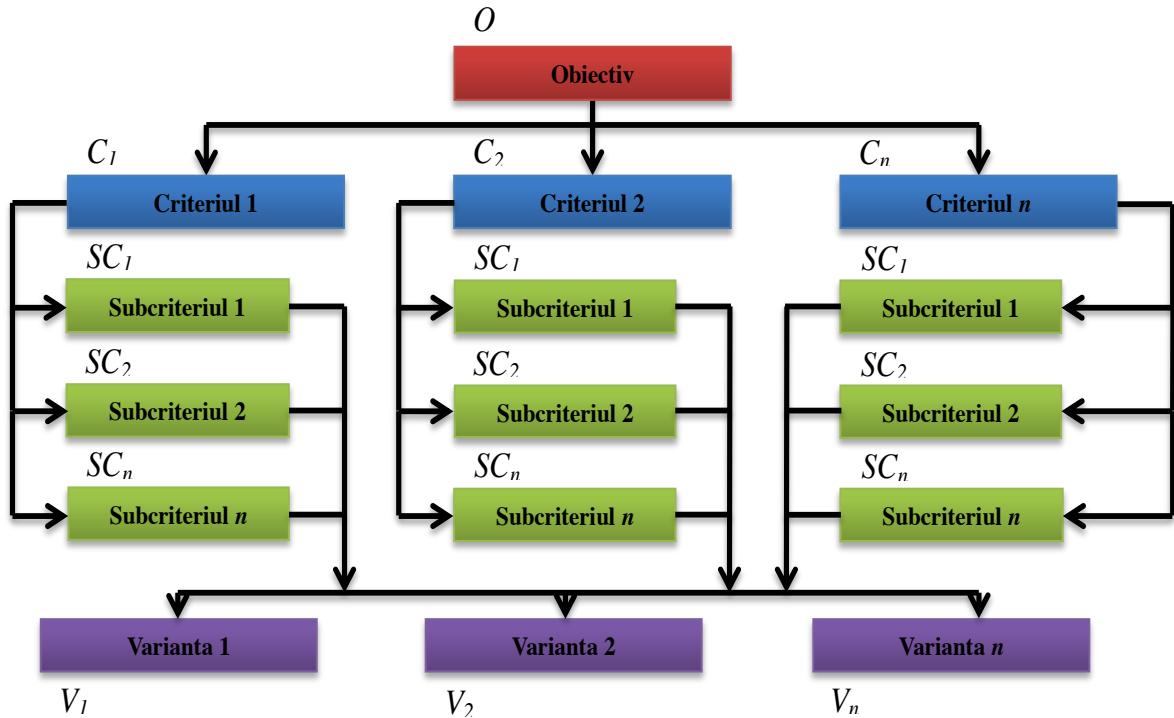


Figura 9: Reprezentarea structural-ierarhizată a unei probleme decizionale multicriteriale.

Modelul general. Metoda de analiză multicriterială poate să crească în complexitate prin rafinarea criteriilor, introducerea de subcriterii și optimizarea procesului de alocare a ponderilor. În Fig. 9 poate fi observată reprezentarea grafică structural-ierarhizată utilizată în cazul unei probleme decizionale multicriteriale, în care notațiile sunt următoarele: O este obiectivul vizat, C_1, \dots, C_n , respectiv SC_1, \dots, SC_n , sunt criteriile și subcriteriile necesare atingerii acestuia și V_1, \dots, V_n , sunt variantele considerate potrivite pentru satisfacerea criteriilor și subcriteriilor.

3.3.2 Metoda Analitică Ierarhizată

Definiții. *Metoda Analitică Ierarhizată* (MAI) este o abordare de luare a deciziilor multicriteriale care a atrăs interesul multor cercetători, în principal datorită simplității algoritmului matematic și a faptului că datele de intrare necesare sunt destul de ușor de obținut. Ca instrument de suport decizional, este folosită pentru a rezolva probleme complexe prin intermediul unei structuri ierarhice multi-nivel a obiectivului, criteriilor, subcriteriilor, și variantelor. Datele de intrare sunt obținute prin utilizarea unui set de comparații perechi care sunt folosite apoi pentru a obține ponderile criteriilor de decizie, precum și pentru măsurarea performanței relative a variantelor în funcție de fiecare criteriu. În cazul în care comparațiile nu sunt perfect determinante, atunci se poate aplica un procedeu matematic pentru îmbunătățirea acestora.

Considerând mulțimile de criterii $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, subcriterii $SC = \{SC_1, SC_2, \dots, SC_n\}$, variante $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$, unde $n > 1$, dar finit, și notând cu a_{ij} cuantificările obținute în urma aplicării Tabelei 2, debutul algoritmului MAI este de constituire a matricelor decizonale

Tabela 3: Forma tabelară a matricei decizionale A

	V_1	V_2	\dots	V_n
V_1	a_{11}	a_{12}	\dots	a_{1n}
V_2	a_{21}	a_{22}	\dots	a_{2n}
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
V_n	a_{n1}	a_{n2}	\dots	a_{nn}

Tabela 4: Forma tabelară a matricei decizionale A cu diagonala principală unitară

	V_1	V_2	\dots	V_n
V_1	1	a_{12}	\dots	a_{1n}
V_2	a_{21}	1	\dots	a_{2n}
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
V_n	a_{n1}	a_{n2}	\dots	1

comparative cu forma generală:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

În multe lucrări de cercetare s-a adoptat o formă tabelară a matricei A , în vederea prelucrării ulterioare mai ușoare a datelor (Tab. 3, cu $m = n$). Analizând diagonala principală a matricei decizionale ale cărei componente sunt de forma a_{ii} se poate interpreta că acestea sunt rezultatul cuantificării între două variante identice (V_1 și V_1 , V_2 și V_2 , ..., V_n și V_n). Ca urmare a acestui fapt, se poate enunța următoarea definiție:

Definiția 1: În cazul comparării unei variante V_i cu ea însăși, cuantificarea va avea valoarea 1.

Matricea A devine cea din Tab. 4. Luând în considerare valoarea a_{ij} corespunzătoare cuantificării a două variante, reciprocitatea cuantificării poate fi enunțată de asemenea astfel:

Definiția 2: Considerându-se cunoscută cuantificarea a_{ij} a două variante V_i și V_j , $i \neq j$, reciprocă acesteia va fi exprimată de relația: $a_{ij} = 1/a_{ji}$.

Forma finală a matricei A este redată în Tab. 5. Avându-se în vedere faptul că datele de intrare folosite în constituirea matricei A sunt obținute ca urmare a cuantificării între criterii, subcriterii și variante cu ajutorul factorului uman, se ia în calcul și o anumită doză de subiectivitate specifică acestuia, denumită *grad de eroare*.

Considerând cunoscute datele primare de intrare definite de mulțimile O , C , SC, precum și cuantificările a_{ij} asociate acestora, pasul următor al algoritmului constă în normalizarea matricei decizionale A . Dată fiind diversitatea scalelor pe care pot fi măsurate variantele, este necesar ca punctajele diferitelor criterii să fie transformate, putând fi comparate numai dacă referințele sunt aceleași. Această transformare este numită *standardizare* sau *normalizare*. Unitățile de măsură sunt uniformizate printr-o funcție valorică sau procedură de standardizare, iar punctajele acestora își pierd dimensiunea și unitatea de măsură aferentă.

MAI nu menține ordinea de mărime relativă, ci stabilăște punctajele clare ale opțiunilor în intervalul $[0,1]$. Pentru aceasta, se aplică normalizarea brută, prin utilizarea formulei (10) în care a_{ij}^*

Tabela 5: Forma finală a matricei decizionale A

	V_1	V_2	\cdots	V_n
V_1	1	a_{12}	\cdots	a_{1n}
V_2	$1/a_{12}$	1	\cdots	a_{2n}
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
V_n	$1/a_{1n}$	$1/a_{2n}$	\cdots	1

Tabela 6: Forma normalizată a matricei decizionale A

a_{11}^*	a_{12}^*	\cdots	a_{1n}^*
a_{21}^*	a_{22}^*	\cdots	a_{2n}^*
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots
a_{m1}^*	a_{m2}^*	\cdots	a_{mn}^*

reprezintă valoarea normalizată a cuantificării a_{ij} , iar rezultatele au forma din Tab. 6.

$$a_{ij}^* = a_{ij} / \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n a_{kl}. \quad (9)$$

Finalizarea acestor calcule declăsează cel de-al doilea pas în algoritmul MAI, care are ca scop obținerea ponderilor parțiale, care sunt exprimate, de regulă, sub formă de procente. Necesitatea acestei etape este foarte clară, deoarece furnizează o clasificare intermediară a variantelor funcție de criterii și subcriterii. Formula care stă la baza acestor rezultate este dată de (10), unde w_n reprezintă gradul de preferință (ponderea alternativei în preferințele decidenților) și n rangul matricei decizionale:

$$w_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^m a_{kn}^*. \quad (10)$$

Ultimul pas al MAI este realizarea matricei de putere care va furniza clasamentul final al variantelor, și anume, funcție de obiectivul vizat. Considerând $w_{C_1}, \dots, w_{C_n}, w_{V_1}, \dots, w_{V_n}$, ponderile parțiale ale mulțimilor C și V , forma generală este dată în Tab. 7: Formula de calcul a clasamentului final este (11), iar rezultatele alcătuiesc vectorul W al preferințelor finale:

$$W_{vn} = \left(\sum w_{C_n} w_{V_n} \right) \cdot 100\%. \quad (11)$$

Pentru $m = n$, determinarea vectorului W corespunzător valorii proprii λ_{\max} presupune rezolvarea ecuației caracteristice a matricei A . Funcția caracteristică a acesteia este dată în (12), iar ecuația

Tabela 7: Forma matricei de putere

	Criterii		
	w_{C_1}	w_{C_2}	w_{C_3}
Variante	w_{V_1}	w_{V_1}	w_{V_1}
	w_{V_2}	w_{V_2}	w_{V_2}
	w_{V_3}	w_{V_3}	w_{V_3}

caracteristică are forma polinomială din (13),

$$f(\lambda) = |A - \lambda I_n| = \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix}, \quad (12)$$

$$f(\lambda) = |A - \lambda I_n| = 0 \Rightarrow c_0\lambda^n + c_1\lambda^{n-1} + \cdots + c_{n-1}\lambda + c_n = 0. \quad (13)$$

Vectorii proprii ai matricei A satisfac $(A - \lambda I_n)x = 0$, cu $x \neq 0$. Pentru λ_n , este valabilă ecuația (14) cu vectorul $x_n \neq 0$,

$$(A - \lambda_n I_n)x_n = 0. \quad (14)$$

Se presupune că $x_n = W$ în cazul valorii λ_{\max} , iar ecuația (14) devine:

$$AW = \lambda_{\max}W. \quad (15)$$

În continuare, este prezentată succint o metodă de identificare a clasamentului final.

Metoda puterilor permite calculul vectorului propriu al variantelor cu grad de precizie variabil funcție de iterațiile succesive de aproximare ale acestuia. Astfel se stabilește valoarea dorită a preciziei ε ce caracterizează vectorul W . Pașii iterativi vor fi notați cu k , $k = 1, 2, \dots, m$, iar numărul iterațiilor va fi m . Fiecare pas va obține o aproximare îmbunătățită, w_k , a vectorului propriu al lui A corespunzător lui λ_{\max} . Dacă la un moment dat este atinsă precizia ε , acea aproximare a vectorului propriu corespunzător lui λ_{\max} este considerată ca fiind vectorul W . Prima aproximare a vectorului propriu are forma:

$$W^1 = [n^{-1}, \dots, n^{-1}, \dots, n^{-1}]^T. \quad (16)$$

În cazul aproximărilor succesive ($k \geq 2$), se introduce vectorul $d^k = AW^{k-1}$. Aproximările succesive ale vectorului W^k sunt

$$W^k = d^k / \|d^k\|. \quad (17)$$

Sfârșitul calculelor este realizat când aproximările devin mai mici ca ε :

$$\|W^k - W^{k-1}\| < \varepsilon. \quad (18)$$

După cum s-a menționat în debutul acestui subcapitol, MAI compară variantele între ele funcție de criteriile și subcriteriile convenite. Rezultatele acestor acțiuni sunt seturi de matrice și clasamentul final.

Evaluarea corectitudinii rezultatelor obținute prin MAI. Matricea decizională A este considerată perfect determinată (erorile datorate subiectivității și greșelii în interpretare sunt nule) atunci când, pentru criteriile i și j , este valabilă relația $a_{ij} = a_{ik}a_{kj}$. În cazul în care elementele comparate ar fi exprimate în aceleași unități de măsură, procedeul de comparare nu ar mai fi necesar, fiind de ajuns doar determinarea valorii maxime a acestor unități. Presupunând cuantificările a_{ij} ca fiind rezultatul ponderilor variantelor i , respectiv j , notate cu p_i și p_j , a_{ij} este definit de relația $a_{ij} = p_i/p_j$. Simetria comparației este valabilă și în acest caz, astfel că $a_{ji} = 1/a_{ij} = p_j/p_i$. Aplicând formula de mai sus pentru a_{ij} se obține

$$\begin{bmatrix} p_1/p_1 & p_1/p_2 & \cdots & p_1/p_n \\ p_2/p_1 & p_2/p_2 & \cdots & p_2/p_n \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ p_n/p_1 & p_n/p_2 & \cdots & p_n/p_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_n \end{bmatrix} = n \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_n \end{bmatrix}. \quad (19)$$

Tabela 8: Valorile RI funcție de rangul matricei comparative A

n	2	3	4	5	6	7	8
RI	0	0,58	0,9	1,12	1,24	1,32	1,41

Înlocuind forma matematică a matricei cu notația A , rezultă că $AW = nW$, și egalând cu (15) se obține $\lambda_{\max} = n$. Dacă matricea A este perfect determinată, ca în cazul de mai sus, atunci fiecare linie este înmulțită cu constanta sa specifică. În acest caz toate valorile proprii λ_i , cu excepția uneia, sunt egale cu zero, dar $\sum \lambda_i = \text{tr}(A)$, unde $\text{tr}(A)$ este “urma” matricei A , calculată prin însumarea elementelor diagonalei principale.

Având în vedere cele enunțate până acum, se poate da următoarea definiție:

Definiția 3: Matricea A este perfect determinată dacă și numai dacă $\lambda_{\max} = n$.

În cazul în care $\lambda_{\max} > n$, A conține o anumită eroare, deci clasamentul final nu este exact.

În continuarea analizei, vom considera că p_i și p_j sunt măsurate exact, adică, $a_{ij} \frac{p_j}{p_i} = 1$, și coincid cu răspunsurile experților, adică, $\sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot \frac{p_j}{p_i} = n$. În cele mai multe cazuri relațiile de mai sus nu coincid cu realitatea. Abaterile de la măsurătorile precise sunt compensate de introducerea unui indice $\delta_{ij} > -1$, deci, $a_{ij} = (1 + \delta_{ij}) \frac{p_i}{p_j}$. Utilizând ecuația (15) se deduce că

$$\lambda_{\max} - n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\delta_{ij}^2}{1 + \delta_{ij}} \geq 0. \quad (20)$$

Numărul obținut în urma diferenței din membrul stâng al ecuației este expresia abaterii matricei studiate de la cea perfect determinată. Este nevoie, aşadar, de introducerea unor indicatori care să determine dimensiunea acestei abateri (deci a corectitudinii determinării experților), conform formulei:

$$\text{CI} = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1}. \quad (21)$$

Acest indice al abaterii se referă la media soluțiilor disponibile pentru ecuația caracteristică a matricei studiate.

În continuare, trebuie calculată abaterea decizională a experților, care se realizează după formula $\text{CR} = \frac{\text{CI}}{\text{RI}}$. Factorul RI se obține din tabele (Tab. 8). În urma parcurgerii acestor pași, procentul final al erorii nu trebuie să depășească valoarea de 10%. În caz contrar, raționamentul trebuie refăcut complet, deoarece s-a produs o eroare majoră la nivelul determinării numărului criteriilor, sau pe parcursul cuantificărilor propuse de experți.

În concluzie, metoda Analitică Ierahizată are la bază un aparat matematic suficient de simplu încât să poată fi aplicat pe scară largă în multiple domenii tehnico-economice, dar are unele limitări date de aproximările succesive apărute în timpul calculelor și de subiectivismul factorului uman; de aceea, atunci când este utilizată în analiza avariilor, trebuie să se studieze cu mare atenție evoluția istorică a procesului pentru stabilirea cât mai corectă a ponderilor acordate criteriilor. Pe de altă parte, nu trebuie neglijat câstigul de timp și resurse realizat prin aplicarea algoritmilor matematici de rezolvare a problemelor decizionale și faptul că pot fi instrumente performante în ghidarea către varianta optimă.

4 Elaborare metodologie de standardizare a algoritmilor

4.1 Principii de urmat în dezvoltarea algoritmilor

Biblioteca trebuie să asigure că algoritmii puși la dispoziția utilizatorului respectă anumite principii de funcționare, astfel încât să nu afecteze în mod negativ stabilitatea, fiabilitatea și/sau eficiența aplicațiilor în care sunt integrați. Algoritmii bibliotecii trebuie să se conformeze unor standarde specifice de documentare și implementare, aşa încât să se asigure o interfață uniformă cu utilizatorul, menenanță ușoară a înregistrărilor și adaptabilitatea și portabilitatea necesare pentru execuția pe diferite platforme. Pentru a putea fi adăugați în bibliotecă, algoritmii vor parurge întâi un proces de evaluare, care să confirme îndeplinirea criteriilor de calitate și de reutilizabilitate enunțate în continuare. Biblioteca nu va trebui să conțină un număr prea mare de înregistrări și se vor elimina duplicatele. Pentru implementarea unor funcționalități similare, se poate deseori folosi o singură componentă având unul sau mai multe moduri de funcționare ce pot fi selectate prin intermediul unor parametri externi.

4.1.1 Asigurarea calității algoritmilor

Principalele criterii pe care trebuie să le îndeplinească un algoritm pentru a putea fi adăugat în bibliotecă sunt:

- *Utilitatea*: algoritmul trebuie să rezolve o problemă care are o necesitate practică;
- *Robustețea*: algoritmul trebuie să ofere rezultate corecte sau un mesaj de eroare în cazul în care este utilizat incorrect (de exemplu, în cazul în care problema nu este bine condiționată sau nu este inclusă în clasa de probleme pentru care a fost proiectat algoritmul);
- *Stabilitate numerică și precizia*: să ofere rezultatele așteptate, similare celor obținute prin evaluarea numerică a reprezentării matematice;
- *Viteza de execuție*: să fie cât de mare cu putință, fără însă a afecta robustețea, stabilitatea numerică și precizia;
- *Unicitatea*: algoritmul nu trebuie să se mai regăsească în bibliotecă.

În scopul asigurării acestor criterii, fiecare algoritm va avea asociat un fișier de descriere care să detalieze utilitatea și aplicabilitatea algoritmului, domeniul de utilizare, formulele matematice care au stat la baza reprezentării, precum și rezultatele așteptate. Înainte de a fi adăugați în bibliotecă, algoritmii vor fi testați într-un mediu simulat, iar rezultatele vor fi disponibile în aplicația web.

4.1.2 Asigurarea reutilizabilității algoritmilor

Pentru asigurarea reutilizabilității algoritmilor trebuie definită o strategie și un set de reguli a reprezentării acestora. Aceste reguli asigură criteriile de performanță ce trebuie respectate de componentele bibliotecii astfel încât să se poată îndeplini obiectivul principal, acela de a pune la dispoziția utilizatorilor o bibliotecă deschisă de algoritmi reutilizabili ce pot fi folosiți pentru controlul proceselor industriale. În [35] este propusă o metodă de proiectare a unor regulatoare bazate pe funcții bloc reutilizabile, independente de aplicația concretă în care vor fi folosite, care să poată gestiona toate situațiile ce pot apărea. Metoda propusă este exemplificată pe proiectarea unui regulator pentru o componentă mecatronică, însă ea poate fi adaptată și pentru elementele bibliotecii de algoritmi reutilizabili, menționate ca funcții bloc reutilizabile în cele ce urmează. Această metodă presupune

parcurgerea unor pași necesari proiectării unui regulator independent de aplicație, la care se adaugă componentele specifice rezolvării unei anumite probleme, iar în final, componentele de interfațare cu restul sistemului. Pașii care definesc comportamentul funcției bloc independent de aplicație sunt:

- *Specificarea funcționalității.* Funcționalitatea se referă la operațiile ce trebuie efectuate prin intermediul algoritmilor definiți în cadrul funcției bloc. Este important de notat că echipamente similare pot avea funcționalități diferite, ceea ce impune și funcții bloc de control diferite;
- *Autopercepția.* Funcția bloc trebuie să analizeze informațiile pe care le primește ca date de intrare de la senzori. Astfel funcția bloc are o percepție asupra contextului în care se execută, aşa încât să își adapteze starea la acel context. Altfel spus, toate datele de intrare trebuie asociate unui eveniment de intrare pentru ca ele să își actualizeze valoarea în momentul modificării mărimilor primite de la senzori;
- *Inițializarea.* Inițializarea unei funcții bloc are rolul atribuirii unor valori variabilelor de ieșire înaintea execuției normale a acestei funcții. Aceasta se face prin intermediul unui eveniment de intrare INIT care declanșează execuția secvenței de inițializare.

Acești pași sunt cei care asigură definirea funcției bloc în interiorul unui proces. Chiar dacă au fost definiți algoritmi care implementează funcționalitatea, la acest nivel nu se știe în ce condiții aceștia vor fi execuți și nici impactul pe care execuția lor îl are asupra elementelor din proces. Pentru adaptarea unei funcții bloc la o problemă specifică trebuie definite următoarele caracteristici:

- *Percepția mediului.* Aceasta înseamnă că funcționarea poate fi condiționată de anumite limite specifice procesului (de exemplu, domenii de variație, în cazul proceselor continue, sau informații referitoare la limite fizice, care să permită, de pildă, unui braț al unui robot să evite coliziunea cu alte obiecte);
- *Percepția sarcinilor.* Aceasta presupune ca funcția bloc să primească anumiți parametri de intrare care să îi permită să înțeleagă ce se dorește să se obțină. Acești parametri pot fi primiți de la alte blocuri sau de la senzorii din proces și pot fi, de asemenea, transmiși mai departe către alte funcții bloc. Acest concept este reprezentat prin condițiile tranzițiilor dintr-o diagramă de execuție ECC;
- *Decizia.* În urma analizei datelor de intrare, funcția bloc trebuie să decidă acțiunile ce urmează a fi întreprinse. Aceste decizii sunt reprezentate de tranzițiile ilustrate într-un ECC. Tranzițiile sunt fie condiționate de valoarea de adevăr a expresiilor pe care le conțin, fie se execută instantaneu în cazul în care condiția este simbolizată cu 1.

Ultimul aspect influențează proiectarea unei funcții bloc în scopul integrării într-un sistem distribuit. Aceasta se referă la modul în care funcția interacționează cu restul componentelor sistemului. Între componentele unui sistem există un schimb continuu de evenimente și date astfel încât să se realizeze un scop comun. Acest schimb se poate clasifica în informații (care sunt date ce trebuie prelucrate și care influențează procesul de decizie) și comenzi (care trebuie executate, fără a fi nevoie de procesarea în cadrul funcției). Întrucât poate fi dificilă identificarea numărului de evenimente de intrare și de ieșire necesar interfeței unei funcții bloc, astfel încât să fie îndeplinite toate cerințele, în [35] se propune o uniformizare a numelui și tipului lor, ceea ce face să fie posibilă asocierea cu ușurință între acestea și datele de intrare. Se recomandă clasificarea evenimentelor și a datelor după cum urmează.

- *Initializare.* Evenimentele de inițializare INIT-INITO există definite în majoritatea funcțiilor bloc și trebuie conectate numai la acele date care sunt implicate în acest proces.
- *Percepție.* Aceste tipuri de evenimente (propuse ca fiind perechea REQ-CNF) sunt responsabile pentru schimbul de informații cu alte blocuri sau cu elementele din proces (senzori și elemente de execuție). Acestea trebuie utilizate numai pentru actualizarea datelor de intrare și nu vor fi utilizate pentru condiționarea tranzițiilor din diagrama ECC. În cazul aplicațiilor de mari dimensiuni se pot defini mai multe astfel de perechi care să aibă asociate grupuri de date de intrare, eficientizând astfel execuția.
- *Ordonarea evenimentelor.* Se propune perechea de evenimente IN_FBD-OUT_CMD care vor fi folosite atunci când o funcție bloc comandă altă funcție bloc, de la care primește un feedback. Pentru fiecare comandă independentă (folosită într-o singură operație) trebuie adăugate în ECC o stare și o tranziție. În cazul în care pentru efectuarea unei tranziții este necesară o combinație de comenzi, atunci evenimentul OUT_CMD va fi însoțit de variabilă booleană care va condiționa tranziția. Evenimentul IN_FBD are rolul de a indica disponibilitatea funcției bloc ce este comandată pentru a executa o nouă comandă.
- *Execuția evenimentelor.* Presupune perechea de evenimente IN_CMD-OUT_FBD, aplicată unei funcții bloc care primește comezi de la altă funcție bloc, pe care le execută pentru ca apoi să genereze evenimentul de feedback.

4.1.3 Structura algoritmilor

Algoritmii vor fi reprezentati sub forma unor funcții bloc compuse, cu o structură deschisă, astfel încât utilizatorul să poată efectua modificări în cazul în care dorește acest lucru. Vor putea fi execuția pe platforma cloud numai algoritmii disponibili în platforma cloud, care au fost, în prealabil, testați și validați de un administrator de sistem, nu și algoritmii modificați de către un utilizator. Algoritmii vor fi disponibili atât sub formă editabilă, cu specificarea limbajului de programare utilizat, cât și în formă executabilă. Forma editabilă va putea fi accesată de către utilizator în scopul adaptării la un alt limbaj de programare sau al adaptării la o aplicație specifică.

Structura algoritmilor editabili, elaborați în IEC 61499. Algoritmii vor putea fi disponibili sub forma unor fișiere de tip *.fbt compatibile cu toate mediile de dezvoltare care implementează standartul IEC 61499. Fiecare algoritm va fi însoțit de o scurtă descriere care să detalieze funcționalitatea îndeplinită de acesta, dacă este aplicabil numai unor anumite procese, domeniul de utilizare, denumirea și rolul parametrilor de intrare și de ieșire (date și evenimente) și eventual rezultatul așteptat în urma implementării. Algoritmii care implementează funcții mai complexe (de modelare, optimizare, analiză etc.) vor putea fi execuția în bibliotecă pentru ca apoi rezultatul să fie trimis către un echipament aflat la distanță. Pentru ca acest lucru să fie posibil, funcția bloc compusă specifică algoritmului va fi introdusă într-o structură de tip configurație de sistem cu extensia *.sys având definit un dispozitiv și o resursă. Aceasta este configurația minimă care permite simularea unui sistem distribuit și oferă în plus facilități de operare specifice echipamentelor industriale precum pornire la cald, pornire la rece sau oprire. Exemplificarea unei configurații de sistem pornind de la algoritmul PSO (Particle Swarm Optimization) este ilustrată în Fig 10. Blocurile ce trebuie obligatoriu adăugate sunt cele din chenarul de sus care asigură controlul execuției (prin blocurile RUNSTOP și RS_GATE) și simulează ceasul unui echipament (prin blocul de tip E_CYCLE) pornind de la o perioadă de eşantionare stabilită (definită în blocul DT), precum și cele care asigură interfațarea cu aplicația web și cu procesul. În acest exemplu au fost adăugate suplimentar blocuri de preluare a

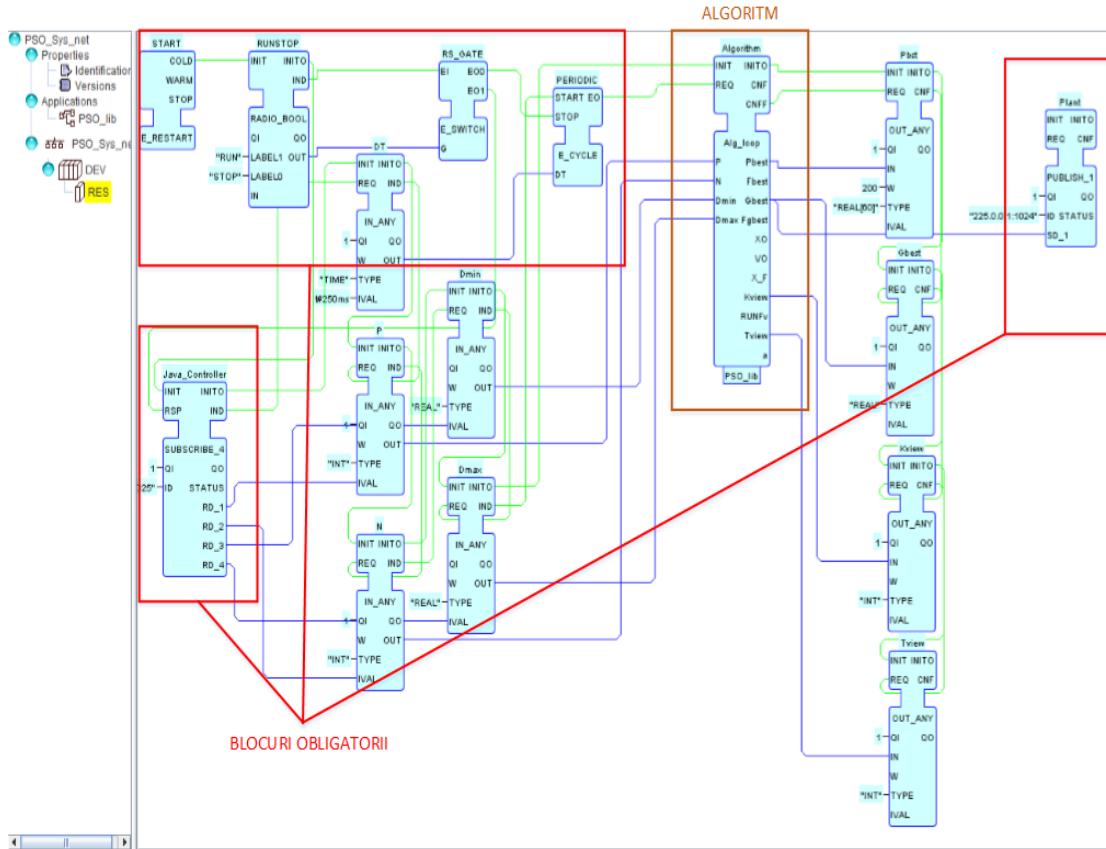


Figura 10: Exemplu de construire a unei configurații de sistem.

parametrilor de intrare și de ieșire din algoritm care permit urmărirea mai ușoară a execuției algoritmilor și a receptiei corecte a parametrilor de la pagina web din cadrul serverului de aplicație. Pentru integrarea în sistemul de execuție online al bibliotecii, funcției bloc compuse i se va adăuga un bloc Read_data conectat la parametrii de intrare ai funcției bloc, care va permite preluarea parametrilor de execuție de la interfața web, și un bloc de Send_data la parametrii de ieșire ai funcției bloc, care va asigura transmiterea rezultatului către echipamentul aflat la distanță în instalație. Sunt cazuri în care algoritmii se execută în funcție de unul sau mai mulți parametri de proces. Pentru aceasta este necesară adăugarea unui bloc de Read_data suplimentar de conectare la acei parametri.

Pentru ca procesul de generare a IP-urilor de la interfața web să se poată face automat, blocurile de comunicație vor avea parametrul ID sub forma unui identificator generic, ce va fi ulterior înlocuit cu valoarea adresei de IP și a portului. Astfel, blocul care preia datele de la interfața web va avea ca identificator sirul de caractere __CALCULOS_TO_FBDK__, blocul care transmite rezultatul către instalație va avea identificatorul __FBDK_TO_PLANT__, iar în eventualitatea că există un bloc ce preia din instalație valorile parametrilor de proces, acesta va avea identificatorul __PLANT_TO_FBDK__.

Structura algoritmilor executabili. Algoritmii vor putea fi disponibili sub forma unor fișiere executabile, generate în orice mediu de dezvoltare. Această variantă corespunde constituuirii unor regulatoare virtuale generice, ce pot fi executate în cloud. Ca și în cazul algoritmilor editabili, fie-

care algoritm va fi însoțit de o scurtă descriere care să detalieze funcționalitatea îndeplinită de acesta, dacă este aplicabil numai unor anumite procese, domeniul de utilizare, denumirea și rolul parametrilor de intrare și de ieșire (date și evenimente) și eventual rezultatul așteptat în urma implementării. Algoritmii care implementează funcții mai complexe (de modelare, optimizare, analiză etc.) vor putea fi execuți în cloud, pentru ca apoi rezultatul să fie trimis către un echipament aflat la distanță. Pentru ca acest lucru să fie posibil, funcția bloc compusă specifică algoritmului va fi introdusă într-o structură de tip parametrizare comunicație, structură disponibilă în mai multe variante:

- (a) Pentru aplicații care necesită execuția unor algoritmi pe baza unor date de timp real și transmiterea rezultatelor către instalație, se va atașa o interfață de intrare OPC și o interfață de ieșire OPC. Pentru aceasta, la configurarea algoritmului pentru execuție în cloud, utilizatorul va trebui să specifice următoarele:
 - Adresa de IP a sursei datelor;
 - Numele serverului de OPC din care se face accesul datelor;
 - Calea și numele parametrilor corespunzători datelor de intrare necesare pentru execuția algoritmului;
 - Adresa de IP a destinației datelor;
 - Numele serverului de OPC către care se va face scrierea datelor;
 - Calea și numele parametrilor corespunzători datelor de ieșire care vor prelua valorile rezultate în urma execuției algoritmului.
- (b) Pentru aplicații care necesită achiziția unor date din proces și stocarea acestora într-o bază de date din cloud, vor fi necesare următoarele informații:
 - Adresa de IP a sursei datelor;
 - Numele serverului de OPC din care se face accesul datelor;
 - Calea și numele parametrilor corespunzători datelor care vor fi arhivate;
 - Detalii necesare identificării utilizatorului și instalației. Pe baza acestora se va crea un serviciu care va gestiona achiziția și stocarea datelor într-o bază de date SQL.
- (c) Pentru aplicații de analiză asupra unor date de proces de tip istoric, disponibile în cloud, vor fi necesare următoarele informații:
 - Detalii necesare identificării utilizatorului și instalației. Pe baza acestora se va crea un serviciu care va gestiona accesul la datele de istoric dintr-o bază de date SQL, precum și scrierea rezultatelor în aceeași bază de date.

Structura fișierelor executabile, cu interfețele de comunicație, va fi construită dinamic, utilizatorul adăugând în bibliotecă doar fișierul executabil.

4.2 Verificarea și validarea algoritmilor

Verificarea și validarea aplicațiilor de control se referă la asigurarea funcționării aplicației conform cerințelor de proiectare. Acestea sunt operații prin care se analizează conformitatea unui proces sau a unor funcții cu niște cerințe date. Principalele tehnici prin care se poate face verificarea sunt simularea și testarea modelului [38]. Simularea analizează răspunsul sistemului la un set unic de parametri de intrare, iar testarea modelului este o metodă prin care se atestă corectitudinea modelului pentru diverse situații.

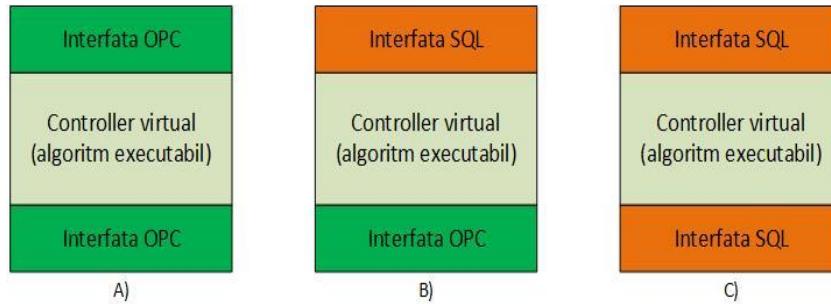


Figura 11: Structura algoritmilor executabili.

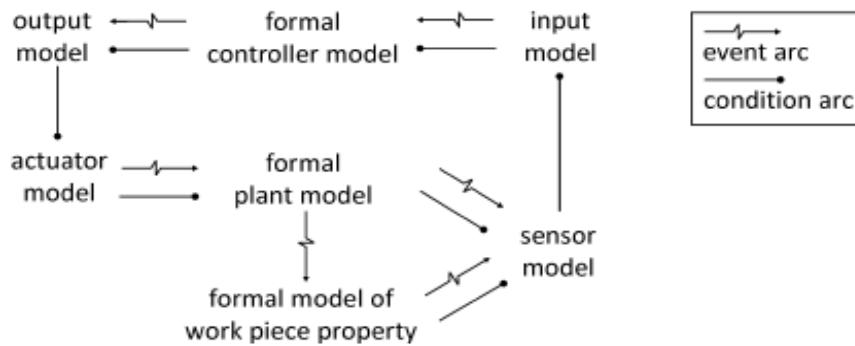


Figura 12: Schema modelării în buclă încisă a unei aplicații de control [16].

Cea mai ușoară metodă de verificare a unui algoritm prin metoda simulării constă în stabilirea unui set fixat de parametri de intrare și analiza răspunsului obținut. Analiza răspunsului se poate face fie raportat la descrierea analitică a algoritmului, fie prin implementarea aceluiși algoritm într-un alt mediu de dezvoltare, precum MATLAB, și compararea răspunsurilor. Întrucât modurile de implementare în IEC 61499 și MATLAB diferă, comparația se poate face de obicei asupra rezultatului final. Dacă acesta nu corespunde, se poate apela la verificarea unor subcomponente pornind de la formulele analitice ale algoritmului. În [16] se abordează problema verificării și validării aplicațiilor de control pornind de la testarea modelului procesului. și în acest caz există două situații: se poate construi modelul regulatorului astfel încât să se obțină răspunsul dorit în buclă încisă, sau se poate folosi un model de regulator și în urma analizei răspunsului procesului în buclă încisă să se verifice respectarea cerințelor sistemului. Cea de-a doua variantă poate presupune mai multe iterații, cu ajustarea corespunzătoare la fiecare pas a modelului regulatorului.

Din punctul de vedere al utilizării funcțiilor bloc bazate pe standardele IEC 61131-3 și IEC 61499, modelarea procesului și a regulatorului pot necesita un efort destul de ridicat. De asemenea, este necesară identificarea unor reguli de transformare între aplicația bazată pe funcții bloc și niște modele formale, atât pentru partea de control a execuției, cât și pentru controlul algoritmilor. Schema obținerii unui model în buclă încisă este prezentată în Fig. 12.

Pentru modelarea cerințelor sistemului se pot folosi atât metode cunoscute precum rețelele Petri, Timed Automata sau UML (Unified Modelling Language), cât și metode mai noi precum Timed

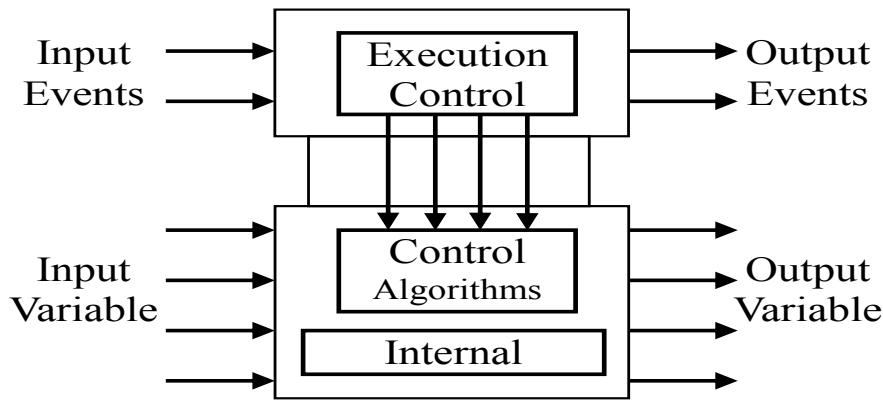


Figura 13: Reprezentarea unei funcții bloc conform standardului IEC 61499.

Computation Tree Logic (TCTL) sau Computation Tree Logic (CTL). Pentru acestea există și editoare grafice, în care specificațiile sunt construite sub formă de diagrame și formule adaptate metodei de modelare aleasă. Astfel modelul răspunsului în buclă închisă al sistemului poate fi analizat relativ la modelul formal al cerințelor. Astfel de metode de verificare și validare a aplicațiilor de control au fost implementate pe diverse platforme de testare, de cele mai multe ori academice. Pentru a minimiza efortul verificării și validării aplicațiilor ce utilizează funcții bloc bazate pe standardele IEC 61131-3 și IEC 61499, se poate folosi aplicația MATLAB Simulink pentru modelarea procesului și a regulatorului, urmând ca apoi să se aplice o metodă de transformare în standardul dorit. O metodă de transformare din Simulink în IEC 61499 este prezentată în [39]. Această metodă poate fi cu ușurință adaptată pentru a fi aplicată în cadrul standardului IEC 61131-3. Totuși, aceasta ar presupune un efort suplimentar, care nu este necesar în condițiile în care pot fi folosite extensii ale Simulink, precum PLC Coder sau PLC link, pentru generarea automată a codului conform acestui standard. Metoda de transformare din [39] funcționează pe principiul mapării directe a funcțiilor bloc din Simulink pe cele specifice standardului IEC 61499. Astfel, pentru fiecare funcție bloc din Simulink este creată o funcție în IEC 61499. De asemenea, pentru variabilele de intrare există o corespondență de unu la unu. Din punctul de vedere al variabilelor interne, acestea sunt mapate în IEC 61499 ca variabile de intrare, pentru a permite modificarea ușoară a valorilor acestora în mediile de dezvoltare specifice. Funcția de control a execuției este mapată la un bloc de tip Stateflow din Simulink, prin crearea corespondenței directe între stările, condițiile, tranzițiile și algoritmii de control din cele două reprezentări.

4.3 Utilizarea rețelelor de funcții bloc în conducerea proceselor

Elementul de proiectare de bază al arhitecturii IEC 61499 este blocul funcțional, sau *funcția bloc* (FB). Funcțiile bloc pot fi utilizate pentru descrierea logicii de control descentralizate și a proprietăților dispozitivelor, cât și a interfețelor acestora, după se ilustrează în Fig. 13.

Pentru a determina precis comportarea unui dispozitiv interconectat într-o aplicație distribuită, este important să fie cunoscute regulile execuției unei funcții bloc, adică, semantica [7]. Standardul IEC 61499 definește semantica pentru funcții bloc de bază și compozite, cât și pentru rețelele acestora. Funcțiile bloc au definite interfețe pentru intrări și ieșiri de evenimente și date. Intrările de tip eveniment sunt utilizate pentru a activa o funcție bloc. Comportarea unei funcții bloc de bază este determinată de o mașină de stare, numită Diagrama de Control al Execuției (Execution Control

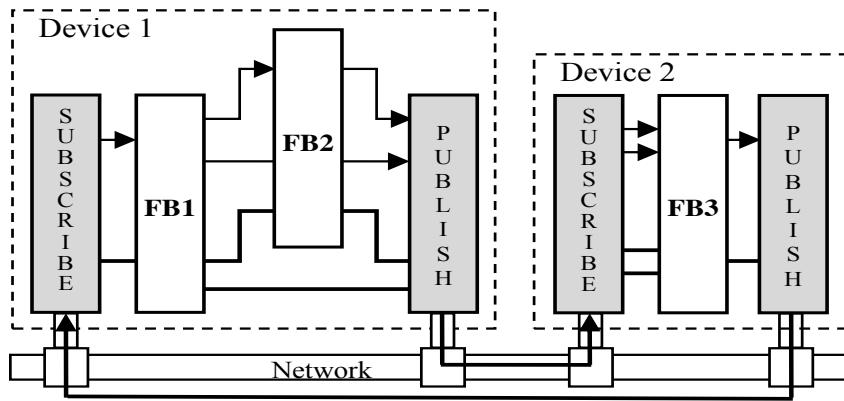


Figura 14: Conexiunea unidirecțională a două dispozitive IoT utilizând funcții bloc.

Chart — ECC). Stările unei ECC pot avea asociate acțiuni, constând fiecare din invocarea unui algoritm și emiterea unui eveniment de ieșire. Instanțele unei funcții bloc pot fi conectate cu alte funcții bloc, formând rețele de funcții bloc. Semantica execuției rețelei este dată de definirea fluxului de date între instanțele funcțiilor bloc. Rețelele de funcții bloc sunt private ca un model general al sistemelor de conducere automată, atât centralizate, cât și distribuite. În sistemele distribuite, instanțele funcțiilor bloc incluse într-o rețea pot fi considerate ca procese independente. Comunicația dintre ele este modelată prin transmiterea de evenimente și date. Standardul IEC 61499 furnizează două modele generice de comunicație: PUBLISH/SUBSCRIBE, pentru comunicația unidirecțională, și CLIENT/SERVER pentru comunicația bidirecțională. Dispozitivelor distribuite le sunt asociate funcții bloc de aplicație, iar conexiunilor de evenimente sau date între dispozitive li se asociază funcții bloc de comunicație. Pentru citirea etichetelor unui dispozitiv RFID este necesară doar comunicație unidirectională. Figura 14 arată schema bloc a distribuirii unei aplicații între două dispozitive “Internet of Things” (IoT). Conexiunile care traversează limitele dispozitivelui sunt reprezentate prin funcții bloc de comunicație.

De remarcat că arhitectura de funcții bloc a standardului IEC 61499 poate furniza soluții pentru reprezentarea relației logice între servicii la nivelul sistemului și, în particular, oferi o reprezentare adecvată pentru reconfigurarea serviciilor pe durata de viață a sistemului.

De fapt, se poate demonstra complementaritatea dintre SOA (Software Oriented Architecture) și IEC 61499:

1. În accepțiunea SOA, funcționalitățile sunt încapsulate în servicii care comunică între ele doar prin mecanismul de transmisie de mesaje;
2. reprezentarea prin rețele de funcții bloc corespunde perfect rolului de descriere a serviciilor (și, de asemenea, a relațiilor dintre ele). Astfel, tipurile de funcții bloc pot fi considerate ca definiții de tipuri de servicii. Transmiterea de mesaje între servicii este reprezentată de conexiunile dintre funcțiile bloc.

Există două tipuri de conexiuni în standardul IEC 61499: de evenimente și de date. Intrările și ieșirile de date trebuie asociate cu evenimente de intrare și ieșire, cu scopul de a transmite valori în și din funcțiile bloc. În accepțiunea SOA, fiecare eveniment de conexiune este asociat unui tip de mesaj. Variabilele de date asociate acestui eveniment sunt utilizate ca parametri de intrare ai mesajului. În afară de IoT și integrarea RFID, prin intermediul funcțiilor bloc se poate realiza, de

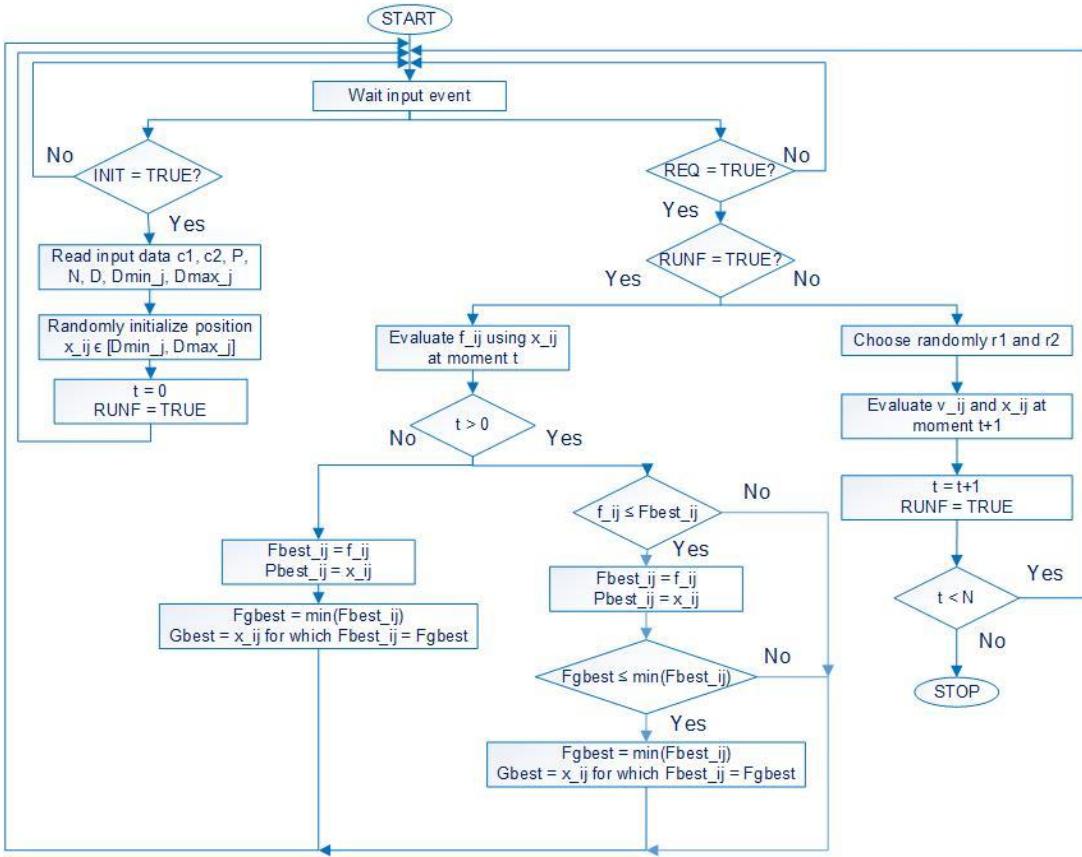


Figura 15: Diagrama algoritmului PSO.

asemenea, accesul la cloud. Conform IEC 61499, funcțiile bloc sunt proiectate ca să fie componente reutilizabile, distribuite de la nivelul de control inferior până la nivelul de control cel mai înalt.

Adaptabilitatea la noi cerințe este realizată prin includerea cunoașterii la nivelul superior. Este normal ca operațiile realizate prin funcții bloc să poată fi considerate ca servicii cloud [7]. De aceea, la nivel logic, funcționalitatea este încapsulată în elemente de bază numite servicii, care pot invoca alte servicii cu scopul de a realiza o sarcină.

5 Implementarea algoritmilor standardizați

5.1 Algoritmul PSO

5.1.1 Proiectarea algoritmului PSO utilizând funcții bloc IEC 61499

Considerând o problemă de minimizare a unei funcții f , în Fig. 15 sunt ilustrați pașii necesari pentru implementarea algoritmului, luând în considerare mecanismul de execuție a funcțiilor bloc IEC 61499.

În Fig. 15, INIT și REQ sunt evenimente de intrare care lansează execuția secvențelor corespunzătoare. Notația $*_{ij}$ reprezintă valoarea variabilei $*$, pentru $i = 1, \dots, P$, $j = 0, \dots, D$, unde P este numărul total de particule, iar D numărul de variabile, sau dimensiunea problemei. D_{min_j} și D_{max_j} sunt capetele intervalului în care ar trebui efectuată căutarea pentru fiecare dimensiune.

Contorul t identifică iterația curentă. RUNF este o variabilă necesară pentru separarea execuției algoritmului de partea care face evaluarea funcției la poziția curentă. Aceasta permite scrierea unui algoritm generic, reutilizabil, ce nu depinde de funcția obiectiv pentru care este utilizat. Fbest reprezintă un vector ce reține valorile minime ale funcției obiectiv la momentul t iar Pbest conține pozițiile corespunzătoare pentru care s-au obținut acele valori. Fgbest stocă optimul global iar Gbest reprezintă valorile j corespunzătoare pozițiilor pentru care s-a obținut acel optim. v_ij și x_ij sunt evaluate conform ecuațiilor din secțiunea 2.2. De asemenea, toate celelalte variabile au specificația conform definiției de acolo. Algoritmul se oprește când se atinge numărul maxim de variabile. Ieșirile algoritmului sunt date de variabilele Gbest și Fgbest.

5.1.2 Implementarea algoritmului

Dezvoltarea și implementarea algoritmului s-a făcut utilizând mediul de dezvoltare FBDK, versiunea 2.1. Algoritmul a fost dezvoltat sub forma unei funcții bloc având structura prezentată în Fig. 16. Pentru simplificare, s-a luat în considerare o singură dimensiune ($D = 1$). Datorită faptului că FBDK nu permite definirea vectorilor de lungime variabilă, s-a considerat lungimea maximă recomandată de 60. Acest lucru va avea un impact minim numai asupra spațiului de stocare. Performanța de execuție nu va fi afectată întrucât parcurgerea vectorilor se face în funcție de numărul de particule P definit ca intrare. X_F este valoarea lui X trimisă spre evaluare către funcția obiectiv. F este valoarea funcției obiectiv pentru acel X_F. K este o variabilă internă ce ține evidența elementului curent din vectorul de poziție X ce trebuie trimis pentru evaluare către f. Toate celelalte variabile au semnificațiile detaliate anterior.

Diagrama ECC a funcției bloc PSO este ilustrată în Fig. 17. Evenimentul INIT este folosit pentru a lansa funcția INIT care inițializează variabilele algoritmului, pentru ca apoi să trimită un eveniment de ieșire INITO. Aceasta sevență corespunde primei ramuri din diagrama din Fig. 15. La recepționarea unui eveniment REQ, algoritmul verifică valoarea variabilei RUNF. Dacă aceasta este falsă, atunci se execută funcția STEP ce implementează un pas al algoritmului prin calcularea vectorilor de viteza și de poziție. Dacă se atinge numărul maxim de iterații, variabila DONE ia valoarea TRUE, ceea ce activează evenimentul de ieșire END_F. Aceasta corespunde ultimei ramuri a diagramei din Fig. 15. Dacă RUNF are valoarea TRUE înseamnă că trebuie să se execute funcția CALC_F. Aceasta corespunde secțiunii rămase din diagrama din Fig. 15. După cum s-a menționat anterior algoritmul se dorește a fi reutilizabil și independent de funcția minimizată. Din acest motiv, funcția CALC_F utilizează o variabilă k internă, care variază de la 0 la P și o variabilă de ieșire, X_F, ce trimite elementul k al vectorului de poziție X către funcția f. Evaluarea lui f(X_F) reprezintă variabila F de la intrarea funcției bloc și este comparată cu Fbest[k]. Dacă noua valoare este mai mică, atunci X_F și F sunt stocate în Pbest[k] și respectiv Fbest[k]. Când variabila k ajunge la sfârșitul vectorului de poziție (k=P), atunci RUNF ia valoarea FALSE, permitând astfel funcției bloc să execute un nou pas al algoritmului. După parcurgerea funcției STEP, RUNF ia valoarea TRUE, variabila t este incrementată, iar variabila k este resetată.

Atunci când se atinge numărul maxim de iterații se generează evenimentul de ieșire END_F iar algoritmul intră într-o stare de aşteptare până la apariția unui nou eveniment INIT. Cei trei algoritmi componente sunt detaliați mai jos. Întrucât era necesară utilizarea unor formule matematice mai complexe, s-a optat pentru reprezentarea utilizând Java.

La inițializarea algoritmului, vectorul pozițiilor ia valori aleatoare în domeniul de căutare [Dmin, Dmax]. Vectorul inițial al vitezelor este nul. Variabila RUNF are la început valoarea TRUE, următorul pas fiind astfel execuția algoritmului CALC_F pentru calculul valorii lui F pentru vectorul de poziție inițial. Variabila k reține poziția din vectorul X pentru care trebuie calculată valoarea funcției. Variabila t este utilizată pentru a contoriza numărul de iterații efectuate.

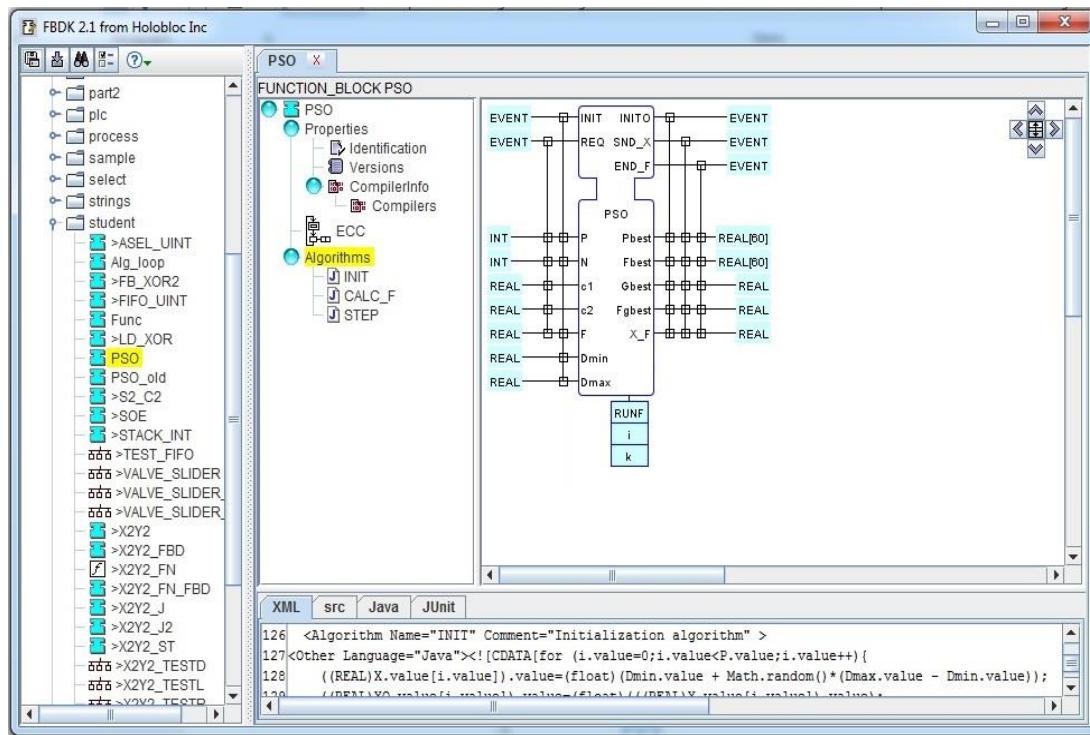


Figura 16: Structura algoritmului.

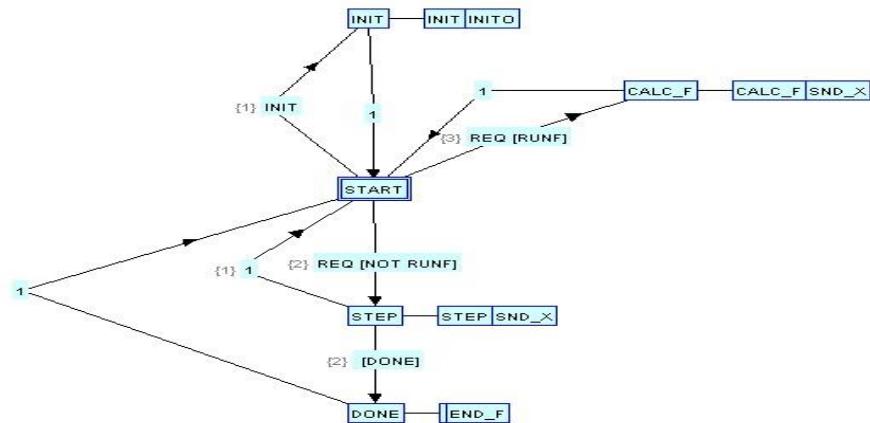


Figura 17: Diagrama de execuție ECC pentru algoritm PSO.

```

INIT
for (i.value=0;i.value<P.value;i.value++) {
    ((REAL)X.value[i.value]).value=(float)(Dmin.value +
        Math.random()* (Dmax.value - Dmin.value));
    ((REAL)V.value[i.value]).value= 0;
}

k.value=0;
```

```

RUNF.value = true;
F.value = 0;
X_F.value = 0;
t.value=0;
DONE.value=false;

```

Algoritmul CALC_F are ca scop calcularea lui F pentru fiecare element al vectorului de poziție f la fiecare iterare și căutarea punctului optim. Primele valori ale lui F se obțin după execuția algoritmului INIT. Vectorul de poziție este parcurs prin incrementarea variabilei k și furnizarea valorii curente a acestuia prin intermediul variabilei X_F, pentru a putea fi calculată valoarea funcției. La prima iterare (t = 0) algoritmul reține valorile lui F, precum și cele ale lui X_F. Dacă s-a ajuns la sfârșitul vectorului de poziție (k = P) pentru iterarea curentă t, se calculează minimul vectorului Fbest și se reține valoarea în variabila Fgbest. De asemenea, valoarea lui X pentru care a fost obținut acel minim se reține în variabila Gbest. Apoi variabila RUNF ia valoarea FALSE pentru a permite calcularea unui nou vector de poziție, iar pointerul se poziționează la începutul acestui vector (k = 0).

```

CALC_F
if( (k.value>1) ){
    k_ant.value =(short)( k.value-1);
    if( ((t.value==0) ) ){
        ((REAL)Fbest.value[k_ant.value]).value=(float)(F.value);
        ((REAL)Pbest.value[k_ant.value]).value=(float)(X_F.value);
    }
}
if( (k.value==P.value) ){
    if( (t.value==0) ){
        Fgbest.value=(float)((REAL)Fbest.value[0].value);
        Gbest.value=(float)((REAL)Pbest.value[0].value);
    }
    for (i.value=0;i.value<P.value;i.value++){
        if( (((REAL)Fbest.value[i.value]).value<=Fgbest.value) ){
            Fgbest.value=(float)((REAL)Fbest.value[i.value].value);
            Gbest.value=(float)((REAL)Pbest.value[i.value].value);
        }
    }
    RUNF.value = false;
    k.value=(short)(0);
}else{
    X_F.value=(float)((REAL)X.value[k.value]).value;
    k.value=(short)(k.value+1);
}

```

Algoritmul STEP realizează calculul vectorilor de poziție X și de viteza V de la iterarea curentă. Pentru aceasta sunt generați întâi parametrii aleatori r1 și r2. Variabila ao este folosită ca precalcul pentru simplificarea formulei pentru vectorul V. Vectorii V și X sunt calculați conform formulelor (6) pe baza valorilor anterioare, a parametrilor r1, r2, a lui ao și a vectorului Pbest. După finalizarea calculului, variabila RUNF ia valoarea TRUE pentru a se calcula valoarea lui f pentru noul vector de poziție. Variabila t este incrementată pentru a putea ține evidența numărului de iterații efectuate. Atunci când este atins numărul maxim de iterații (t = N), algoritmul se oprește și se generează un eveniment de ieșire END_F prin intermediul variabilei booleene DONE.

```

STEP
if( (t.value<N.value) ){
r1.value=(float)(Math.random()*c1.value);
r2.value=(float)(Math.random()*c2.value);

for (i.value=0;i.value<P.value;i.value++){
    ao.value=(float)(Gbest.value - ((REAL)X.value[i.value]).value);
    ((REAL)V.value[i.value]).value=(float)(
        ((REAL)V.value[i.value]).value +
        r1.value*((REAL)Pbest.value[i.value]).value -
        ((REAL)X.value[i.value]).value)+r2.value*ao.value);

    ((REAL)X.value[i.value]).value=(float)(
        ((REAL)X.value[i.value]).value +
        ((REAL)V.value[i.value]).value);
}
RUNF.value=true;
t.value=(short)(t.value+1);
}else{
    DONE.value=true;
    t.value=(short)(0);
}

```

5.1.3 Testarea și validarea algoritmului

Testarea algoritmului s-a efectuat folosind o configurație ce conectează funcția bloc PSO de funcția obiectiv denumită `Test_func`, după cum se poate vedea în Fig. 18. Au fost adăugate câteva variabile de ieșire pentru a evalua mai bine execuția algoritmului.

Pentru execuție, s-au folosit următorii parametri de intrare: dimensiunea populației $P = 20$, numărul de iterații $N = 30$, $c_1 = c_2 = 2$, $D_{\min} = 0$, $D_{\max} = 15$. Funcția obiectiv de test, `Test_func`, implementează următoarea ecuație,

$$\text{out} = f(x) = x^2 + x + 1. \quad (22)$$

S-a analizat ieșirea algoritmului PSO, implementat în IEC 61499, pornind cu o populație inițială aleatoare la momentul $t = 0$. Fig. 19 ilustrează evoluția vectorului P_{best} , care reține valorile cele mai bune pentru fiecare particulă, precum și poziționarea și valoarea celei mai bune valori globale în acest vector, la diferite momente de timp.

Mișcarea particulelor acoperă o suprafață mai mare la începutul algoritmului și tinde să stagneze pe măsură ce valoarea G_{best} se apropi de valoarea optimă. În funcție de precizia dorită, valoarea minimă a funcției f , $F_{\text{gbest}} = 0.7500$, a fost obținută după primele 4 iterații utilizând $G_{\text{best}} = -0.4971$. Pe măsură ce algoritmul a continuat, cea mai bună precizie a fost obținută în 28 iterații și este reprezentată de $G_{\text{best}} = -0.5004$, $F_{\text{gbest}} = 0.7500$. Același algoritm a fost implementat și executat în MATLAB, utilizat la scară largă pentru programarea unor aplicații avansate și pentru calcule numerice complexe, pentru a putea compara performanțele și rezultatele obținute din cele două medii de programare diferite. Soluția algoritmului implementat în MATLAB, obținută după 14 iterații, a fost $G_{\text{best}} = -0.4998$, $F_{\text{gbest}} = 0.7500$. Diferența între vitezele de atingere a optimului se datorează populației inițiale diferite, precum și valorilor parametrilor r_1 și r_2 aleși aleator la fiecare iterație.

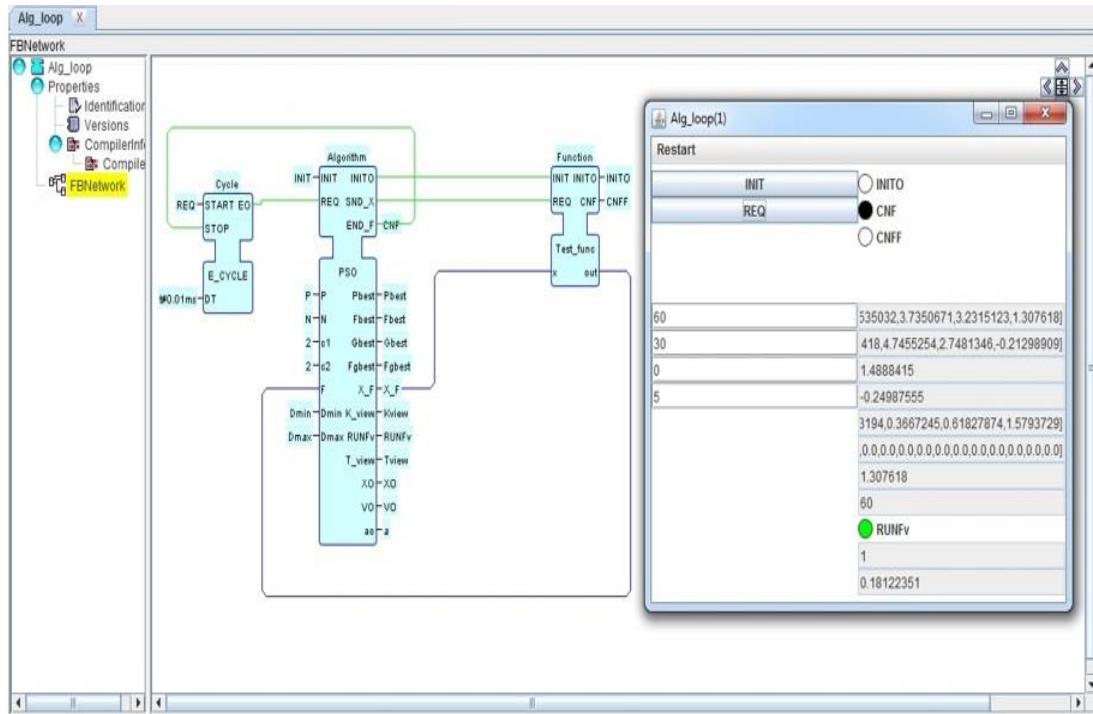


Figura 18: Configurația de testare a algoritmului.

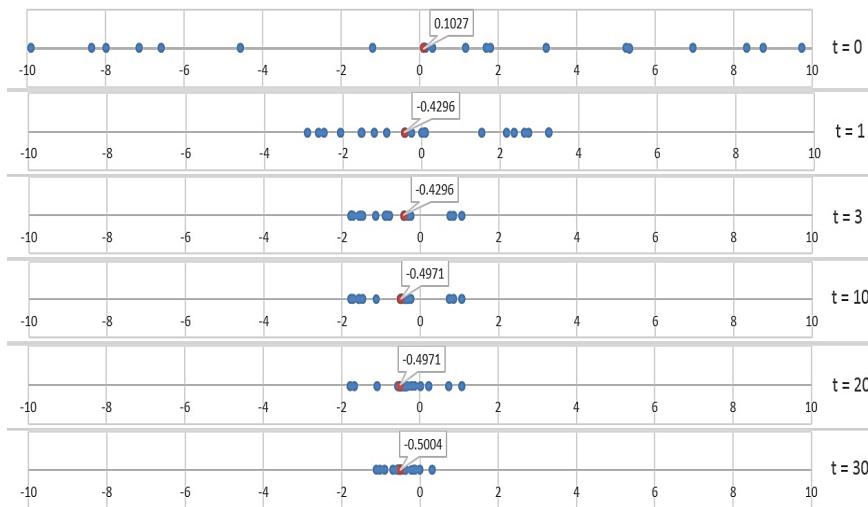


Figura 19: Mișcarea particulelor către valoarea optimă globală.

5.1.4 Exemplu de utilizare offline

Algoritmul poate fi utilizat offline pentru optimizarea unor funcții cu mai mult de o variabilă, cu condiția ca variabilele să fie independente între ele. Un exemplu de astfel de aplicație pentru o

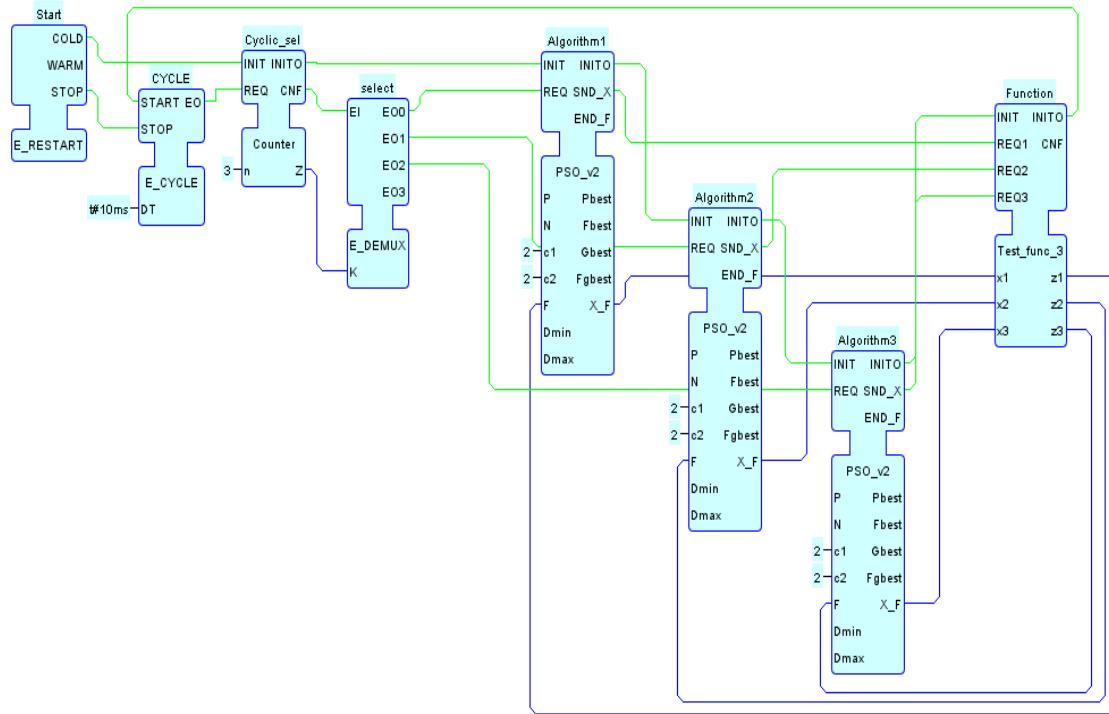


Figura 20: Optimizarea unei funcții cu trei variabile.

funcție cu trei variabile este ilustrat în Fig. 20. Datorită genericității algoritmului PSO, diferite instanțe ale lui pot fi folosite pentru fiecare ramură a funcției. S-a ales o structură de execuție ciclică în care se generează un eveniment REQ pentru execuția unui pas al unei ramuri la fiecare ciclu program. În acest caz se vor alege același număr de particule și același număr de iterații în execuția celor trei instanțe ale algoritmului. Blocul Cyclic_sel este utilizat ca numărător de la 0 la numărul total necesar de evenimente și comandă blocul Select, responsabil pentru activarea execuției fiecărui algoritm. Funcția f se execută conform diagramei ECC, pe baza evenimentului de intrare care este activat. Astfel, prin activarea evenimentului REQ1 blocul va executa funcția $f(x_1)$ și va trimite rezultatul către z_1 .

5.2 Structurarea unui algoritm în format executabil

Pentru asigurarea posibilității de execuție a unui set cât mai general de algoritmi a fost creat un cadru de adaptare dinamică a execuției la orice format disponibil. Astfel, orice algoritm prevăzut sub formă de fișier executabil va putea fi rulat pe platformă prin adăugarea dinamică la acesta a unor interfețe de interconectare cu procesul. Aplicația implementată are rolul de a se conecta la un server OPC, a prelua date de pe server, a rula un executabil cu datele de pe serverul OPC ca date de intrare, a prelua apoi datele de ieșire ale executabilului, și, în final, a scrie pe serverul OPC datele de ieșire. În acest scop, s-au folosit biblioteci suplimentare din cadrul proiectului Utgard de la openSCADA. Interfața suportată în momentul de față este OPC DA 2.0. Pentru a se conecta la server se creează întâi un obiect de tip ConnectionInformation în care se depun datele de identificare: setHost(), setUser(), setPassword() și setClid(). Se creează un sir de caractere pentru a stoca id-ul locației

datelor pe server și apoi un obiect de tip Server cu datele de identificare de mai sus. Cel de-al doilea argument, Executors.newSingleThreadScheduledExecutor(), creează un fir de execuție independent de program, care este folosit de fiecare dată când se vrea accesarea datelor de pe server. Codul sursa este detaliat mai jos.

```
final ConnectionInformation ci = new ConnectionInformation();
ci.setHost("localhost");
ci.setUser("SISLAPTOP");
ci.setPassword("sis");
ci.setClsid("6E6170F0-FF2D-11D2-8087-00105AA8F840");
final String itemId = "Channel_1.Device2.Input";
final Server server = new Server(ci, Executors.newSingleThreadScheduledExecutor());
```

Se conectează apoi la server și se adaugă un obiect de tip SyncAccess(). Cu acest obiect se actualizează datele citite de pe server la perioada menționată în cel de-al doilea argument, primul argument având rolul de a specifica serverul. Se accesează apoi serverul cu rutina addItem(), prin care se specifică id-ul locației datelor de pe server, secvența de cod ce se va executa la fiecare ciclu, reprezentată de un obiect de tip DataCallback(), în care se specifică funcția changed(). Variabila în care se stochează valoarea de pe server este de tip String, iar funcția care returnează valoarea de pe server este getValue().getObjectAsUnsigned().getValue(). Pentru a asigura o singură execuție a funcției se apelează procedura unbind(), ce oprește firul de execuție care citește de pe server.

```
server.connect();
final AccessBase access = new SyncAccess(server, 100);
access.addItem(itemId, new DataCallback() {
    public void changed(Item item, ItemState state) {
        try{
            if (state.getValue().getType() == JIVariant.VT_UI4) {
                varb.nr = ""+
                    state.getValue().getObjectAsUnsigned().getValue();
                System.out.println(">>read<<");
                System.out.println(varb.nr);
                varb.ct2=1;
            } else {
                System.out.println("<<< " + state + " / value = " +
                    state.getValue().getObject());
            }
        } catch (JIException e) {
            e.printStackTrace();
        }
        try {
            access.unbind();
        } catch (JIException e) {
            // TODO Auto-generated catch block
            e.printStackTrace();
        }
    }
});
```

Pentru a executa programul cu variabila proaspăt citită, se mai creează un fir de execuție ce așteaptă după firul de mai sus. Acest lucru este necesar deoarece, executându-se în paralel, executabilul este rulat înainte de a căsi valoarea de pe server. Acest lucru se poate face și cu un ciclu while infinit, dar cu o condiție de încetare atunci când s-a citit valoarea. Pentru a verifica dacă s-a citit

variabila sau nu, s-a creat o variabilă care inițial este 0, dar devine 1 după citire. Firul de execuție este pus pe o condiție de if, care este validă dacă variabila este 1. Firul de execuție este creat tot cu ajutorul unui obiect de tip Executors.newSingleThreadScheduledExecutor(). Firul este lansat în execuție cu ajutorul funcției scheduleWithFixedDelay(), care primește ca argumente un obiect de tip Runnable(), ce conține funcția run() redefinită, două argumente ce vor avea rol în executarea cu întârziere a funcției run() și unitatea de timp a valorilor specificate în argumentele anterioare. Pentru a rula și prelua datele executabilului s-au folosit patru obiecte, de tipul ByteArrayOutputStream(), PumpStreamHandler(), DefaultExecutor() și, respectiv, CommandLine(). Cele patru obiecte ajută la rularea executabilului și capturarea ieșirii acestuia. Prima dată se creează un obiect din primul tip. Se creează apoi cel de tipul CommandLine(), care se inițializează cu comanda prin funcția parse(). Se creează un obiect de al treilea tip în care se specifică prin argument tipul outputStream. Acest obiect se va folosi pentru a schimba tipul de stream. Se schimbă apoi tipul de stream cu funcția exec.setStreamHandler(). Pentru a rula executabilul se apelează la linia de comandă din sistemul de operare (aici Windows). Se execută apoi în linia de comandă executabilul prin funcția exec.execute(). Se pune ieșirea într-o variabilă de tip sir de caractere. Pentru a identifica numărul, se elimină toate caracterele de după număr și se ia fiecare caracter și se scade din caracterul 0. Astfel se obține numărul care este pus într-o variabilă de tip int. Se oprește apoi firul de execuție cu funcția shutdownNow().

```

ScheduledExecutorService writeThread =
    Executors.newSingleThreadScheduledExecutor();
writeThread.scheduleWithFixedDelay(new Runnable() {
    @Override
    public void run() {
        if(varb.ct2==1){
            System.out.println(">>call SYS<<");
            String cmd="cmd /c call
                C:\\\\Users\\\\SISLAPTOP\\\\Desktop\\\\usr\\\\OPC\\\\new\\\\a.bat "+
                varb.nr;
            ByteArrayOutputStream outputStream = new
                ByteArrayOutputStream();
            CommandLine commandline = CommandLine.parse(cmd);
            DefaultExecutor exec = new DefaultExecutor();
            PumpStreamHandler streamHandler =
                new PumpStreamHandler(outputStream);
            exec.setStreamHandler(streamHandler);
            String s="";
            try {
                exec.execute(commandline);
                s=outputStream.toString();
            } catch (IOException e) {
                // TODO Auto-generated catch block
                e.printStackTrace();
            }
            int i;
            int n=0;
            s=s.substring(0,s.length()-2);
            for(i=0;i<s.length();i++){
                n=n*10+s.charAt(i)-'0';
                //System.out.println(s.charAt(i)+"<" +n);
            }
            varb.n=n;
        }
    }
});

```

```

        System.out.println(n);
        varb.donep=0;
        writeThread.shutdownNow( );
    }
}
},0, 1000 , TimeUnit.MILLISECONDS);

```

Scrierea valorii de ieșire pe server se face cu un ciclu while care așteaptă execuția firului de mai sus. Acest fir setează o variabilă 0 când s-a executat. Variabila este inițial 1, condiția testului if nepermisând să parcurgă codul. Dacă s-a rulat executabilul, se creează întâi un obiect de tip JIVariant() care are ca argument de intrare numărul în care s-a stocat ieșirea executabilului. Acest obiect este folosit pentru a scrie valoarea pe server cu funcția write(), care are ca argument de intrare acest obiect. Ciclul while se întrerupe cu execuția instrucțiunii break. În final se deconectează de la server. Înainte de a se scrie pe server s-a creat un grup și s-a adăugat variabila de ieșire, după care s-a permis accesul la server prin funcția bind(). Acest cod a fost implementat astfel:

```

final Group group = server.addGroup("test");
final String itemId2 = "Channel_1.Device_1.Output";
final Item item = group.addItem(itemId2);
access.bind();
Cod sursa scriere pe server:
while(true){
    if(varb.donep==0){
        final JIVariant value = new JIVariant(varb.n);
        try {
            item.write(value);
            System.out.println(">>ready<<");
        } catch (JIException e) {
            e.printStackTrace();
        }
        break;
    }
}
server.disconnect();

```

6 Elaborare arhitectură cloud și specificații

6.1 Selectarea tehnologiilor

Componenta cloud a platformei CALCULOS reprezintă motorul principal al execuției și gestionării sarcinilor utilizatorilor. În identificarea soluției optime ce va fi utilizată, s-a analizat atât posibilitatea folosirii standardului IEC 61499 pentru reprezentarea funcțiilor, cât și posibilitatea de adăugare a unor algoritmi deja dezvoltăți, pe baza unei metodologii proprii utilizatorului, ce pot fi introdusi în bibliotecă sub formă de fișiere executabile. Se crește astfel flexibilitatea tipurilor de algoritmi ce pot fi gestionati, urmărind, în același timp, o structură similară de funcții bloc. În alegerea celei mai bune infrastructuri cloud care să ofere flexibilitatea și funcționalitatea necesare pentru dezvoltarea unor aplicații de control avansat, am luat în considerare disponibilitatea alocării dinamice a resurselor de calcul, fiabilitatea stocării datelor, scalabilitatea și posibilitatea de acces la cerere. Acestea pot fi obținute optim prin utilizarea unei infrastructuri PaaS. Există câteva soluții publice disponibile, precum Amazon Web Services (AWS), Microsoft Azure sau Google Cloud Platform. Fiecare dintre acestea oferă soluții diferite referitor la tehnologia utilizată pentru server, suport pentru dezvoltator

și integrarea aplicațiilor. Heroku este una dintre soluțiile PaaS cele mai populare, creată de Amazon EC2, ce oferă posibilitatea încărcării, execuției și managementului aplicațiilor dezvoltate în Ruby, Node.js, Java, Python, Clojure, Scala sau PHP. Heroku se execută în mașini virtuale Amazon EC2 și oferă un mediu de dezvoltare în care utilizatorul își poate încărca, compila sau executa codul, toate aceste operații făcându-se prin intermediul unor comenzi simple. Dezvoltatorul are posibilitatea să își testeze și să încarce aplicațiile fără a necesita informații asupra infrastructurii. Avantajul este că Heroku administrează resursele necesare scalării proiectului. Chiar dacă Heroku oferă multe beneficii din punctul de vedere al ușurinței în utilizare, dependența de Amazon EC2 nu oferă flexibilitatea și deschiderea necesare platformei CALCULOS. De asemenea, nu oferă toleranță la defecte, scalabilitate automată sau caracteristici de fiabilitate a datelor necesare acestei aplicații.

Docker este o tehnologie deschisă ce permite virtualizarea la nivelul sistemului de operare într-o manieră similară mașinilor virtuale, dar cu o încărcare a resurselor semnificativ redusă. Docker permite ca aceeași aplicație să fie încărcată în medii diferite, decuplând astfel cerințele de infrastructură de mediul aplicației. Portabilitatea oferită face posibilă integrarea acestuia în orice soluție publică IaaS/PaaS, precum și în infrastructuri private. În plus, Docker permite automatizarea procesului de încărcare a aplicațiilor în cadrul containerelor, și oferă o interfață de programare (API) de nivel înalt pentru managementul containerelor. Datorită performanței acestuia, a utilizării unui număr restrâns de resurse, a simplității pentru împachetarea și încărcarea aplicației în interiorul containerelor, precum și datorită suportului industrial oferit, Docker a devenit un standard popular pentru dezvoltarea de aplicații în cloud, în special pentru cele în care portabilitatea este un aspect deosebit de important.

În [40] se face o scurtă trecere în revistă a standardului IEC 61499, fiind prezentate principalele concepte de bază ale acestuia. Astfel, funcțiile bloc de bază (BFB) reprezintă unitățile atomice de execuție în cadrul standardului IEC 61499. O funcție bloc de bază este formată din două elemente, o interfață a funcției bloc (FB) și o componentă de control a execuției algoritmilor (ECC), care operează peste un set de evenimente și variabile. Executarea unei FB implică acceptarea valorilor de intrare prin intermediul interfeței sale, prelucrarea acestor intrări cu ajutorul algoritmilor care sunt instanțiați de către ECC, și apoi generarea unor valori de ieșire. O FB este încapsulată printr-o interfață care expune intrările și ieșirile funcției bloc respective cu ajutorul porturilor de intrare și de ieșire. Acestea pot fi clasificate ca fiind porturi pentru evenimente sau ca porturi pentru date. Comportamentul unei funcții bloc poate fi descris ca o mașină cu stări. Aceasta reacționează la evenimentele de intrare și execută anumite acțiuni cu scopul de a genera ieșiri ce pot fi de tipul eveniment sau date. Un algoritm poate fi considerat ca fiind un program care utilizează variabilele de intrare, precum și variabilele interne ale funcției bloc, putând fi specificat într-un limbaj de programare care este suportat de către mediul de execuție al funcțiilor bloc. Funcțiile bloc compozite (CFB) facilitează reprezentarea unor structuri ierarhizate. CFB-urile sunt similare funcțiilor bloc de bază în sensul că și acestea sunt încapsulate prin intermediul unor interfețe de funcții bloc. Cu toate acestea, spre deosebire de FB, comportamentul unei CFB este implementat printr-o rețea de funcții bloc. Funcțiile bloc de bază și funcțiile bloc compozite pot fi specificate pe baza tipurilor acestora (FBType). O rețea de funcții bloc (FBN) constă în instanțe ale unor FBType-uri diferite, unde fiecare FBType poate fi instanțiat de mai multe ori. Acest concept este foarte similar cu paradigma programării orientate pe obiecte care conține clase (analoge FBType), precum și instanțele acestora, respectiv obiecte, ce sunt analoage cu FB. Un alt tip de funcții bloc este reprezentat de funcțiile bloc de interfață (SIFB). Acestea asigură comunicarea cu serviciile furnizate de sistemul de operare sau echipamentele hardware, precum:

- Elemente de interfață grafică (GUI) ce sunt necesare pentru implementarea interacțiunii om-mașină (HMI);
- Servicii de comunicare (sunt posibile două moduri de comunicare: unidirecțională, imple-

mentată cu ajutorul funcțiilor bloc de tipul publish/subscribe și bidirectională, ce este implementată cu funcții bloc de tipul client/server);

- Interfețe de proces sau pentru echipamentele hardware (senzori, elemente de execuție).

Mediile de execuție bazate pe standardul IEC 61499 includ o gamă largă de tipuri de funcții bloc gata implementate, respectiv elemente GUI, drivere care conectează funcția bloc cu mediul extern și care sunt folosite pentru controlul unor elemente de execuție sau senzori, etc. Spre deosebire de funcțiile bloc de bază al căror comportament este descris cu ajutorul unei mașini cu stări, în cazul funcțiilor bloc de interfață se poate descrie comportamentul acestora utilizând diagrame de secvențe. Un exemplu care ilustrează comunicarea între două funcții bloc de interfață de tipul publish/subscribe, care efectuează transmiterea unui element de date de la SIFB-ul “publisher” la SIFB-ul “subscriber” este dat în Fig. 21. Semnificația elementelor din figură este detaliată în continuare:

- INIT — eveniment care inițializează SIFB-ul;
- INITO — eveniment care indică finalizarea etapei de inițializare a SIFB-ului;
- REQ — eveniment prin care se solicită SIFB-ului publisher transmiterea elementului de date prin intermediul rețelei;
- CNF — eveniment prin care se confirmă efectuarea cu succes a transferului de date de către publisher;
- RSP — eveniment prin care se indică procesarea cu succes a datelor de către SIFB-ul subscriber;
- IND — eveniment care indică recepționarea datelor de către subscriber;
- QI — variabilă de tipul boolean care indică faptul că SIFB-ul trebuie să fie inițializat (starea true) sau, din contră, că serviciul trebuie să fie terminat (starea false);
- QO — variabilă de tipul boolean care indică dacă inițializarea s-a produs cu succes sau nu;
- ID — variabilă de tipul sir de caractere care prin care se identifică SIFB-ul, respectiv poate fi construită din adresa ip și portul utilizat de acesta;
- SD_1 — datele care sunt transmise;
- RD_1 — datele care sunt recepționate.

Interacțiunea dintre funcțiile bloc publish-subscribe are trei faze: stabilirea conexiunii, transferul efectiv al datelor și deconectarea. Pentru a descrie structura și componentele sistemului distribuit de control, elementele fizice precum microcontrolerele, PLC-urile, senzorii și elementele de execuție, sunt mapate sub forma unor modele logice, respectiv resurse, dispozitive și sisteme. Dispozitivele reprezintă o abstractizare a entităților fizice ce au capacitatea de a executa anumite funcții în cadrul sistemului de control și care sunt delimitate prin intermediul unor interfețe. Acestea pot fi considerate ca fiind componente fizice ale unui sistem distribuit de control. Fiecare dispozitiv poate să conțină unități individuale care îndeplinesc o anumită funcționalitate, corespunzător sub-componentelor sale. Pentru a satisface această cerință a fost creat un model logic denumit resursă. Astfel, un dispozitiv poate să conțină una sau mai multe resurse care abstractizează sarcinile executate de dispozitiv, sau funcționalitatea sa. Resursa reprezintă unitatea funcțională independentă a unui dispozitiv ce oferă servicii aplicațiilor care se execută în cadrul unui sistem. Aceasta include

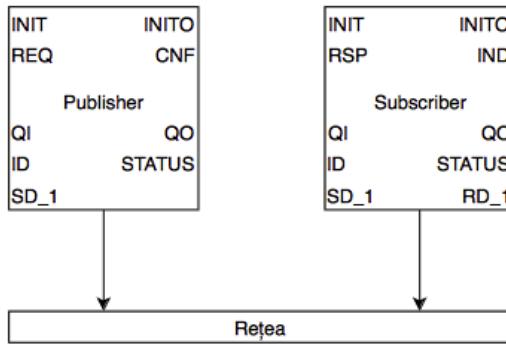


Figura 21: Funcții bloc de interfață de tipul publish-subscribe.

planificarea și executarea algoritmilor. Sarcinile executate sunt disjuncte, astfel încât o componentă fizică a sistemului (de pildă, senzor sau element de execuție) poate fi accesată sau operată doar prin intermediul unei singure resurse.

Deoarece nu există conceptul de variabilă comună, resursele și dispozitivele comunică prin intermediul funcțiilor bloc de interfață. Modelul logic al sistemului distribuit de control este reprezentat de colecția de dispozitive interconectate și care comunică între ele prin intermediul rețelei. Fiecare dispozitiv este capabil să execute un set de funcții în mod independent. Coordonarea dispozitivelor se face prin mesaje transmise în cadrul rețelei, ceea ce constituie o caracteristică a unui sistem distribuit. Sistemul este format din componente logice, un model referitor la aplicația care se execută în cadrul acestuia, respectiv un model al dispozitivelor și resurselor componente. Primul model descrie logica de control, iar al doilea cum aceasta este implementată.

Modelul referitor la aplicația distribuită de control este compus dintr-o rețea de funcții bloc de diferite tipuri. Pentru a putea interpreta un model creat cu ajutorul standardului IEC 61499 este necesar să se definească reguli referitoare la funcționarea mașinilor cu stări (ECC). Aceasta se face prin intermediul unui mediu de execuție care are rolul de a gestiona evenimentele, planificarea și executarea funcțiilor bloc, precum și transferul datelor între acestea. Planificarea executării funcțiilor bloc se poate realiza în mai multe moduri. Astfel, planificarea execuției în baza evenimentelor poate determina declanșarea unor noi evenimente, respectiv execuția unor noi funcții bloc. În situația în care există un număr de evenimente concurente, este necesară implementarea unui mecanism de cozi de execuție. În acest caz comportamentul general al sistemului depinde de configurația cozii de execuție. Spre exemplu, mediul de execuție FBRT folosește o abordare de acest fel. O abordare alternativă constă în planificarea executării funcțiilor bloc în mod ciclic. În acest caz, fiecare funcție bloc este executată în cadrul unui ciclu. Înțînd cont de aceste specificații ale standardului IEC 61499, în continuare se propune investigarea unei soluții pentru executarea funcțiilor bloc în cadrul unor containere Docker, astfel:

- Implementarea unei aplicații care să gestioneze execuția funcțiilor bloc într-un mod corespunzător cu evenimentele generate și cu starea internă a unei funcții bloc. Această aplicație reprezintă mediul de execuție și este similară cu instrumentul FBRT. Ca limbaj de programare se propune Python.
- Experimentarea utilizării unor algoritmi avansați de control ce sunt abstractizați sub forma unor funcții bloc. Aceasta se poate face prin “împachetarea” unor fișiere executabile în cadrul unui obiect Python ce reprezintă o funcție bloc.

- Fiecare funcție bloc va fi implementată separat sub forma unui program Python. Aceasta se va executa în cadrul propriului virtualenv specific Python, respectiv se va crea un mediu de execuție izolat.
- Pentru a fi conform cu specificațiile IEC 61499, o funcție bloc ar corespunde unui virtualenv Python, o resursă care poate conține mai multe funcții bloc ar corespunde unui container Docker, iar un dispozitiv care poate conține mai multe resurse ar corespunde unui grup de containere asociate.
- Pentru interfața cu procesul sau interfața cu utilizatorul sunt necesare funcții bloc de interfață (SIFB). Un exemplu ar fi pentru API-ul de tip REST. Aceasta ar putea fi utilizat pentru interfața cu procesul, pentru a primi date de la un client, care poate fi la rândul lui un server OPC și care primește date de la alți clienți OPC. Sau poate comanda unele dispozitive, unde se poate experimenta un exemplu cu ajutorul platformei Arduino.
- Interfața de tip OPC este necesară pentru comunicarea cu procesul controlat, cum ar fi instrumente, senzori sau elemente de execuție, respectiv pentru a interfața sistemul de control cu lumea reală. Pentru comunicarea cu un sistem IEC 61499 este necesară o funcție bloc de interfață (SIFB) care să implementeze standardul OPC. Aceasta ar putea să fie un server OPC. Dar acesta trebuie să fie executat de către mediul de execuție IEC 61499. Similar și în cazul interfeței care implementează servicii web de tip REST, sau pentru interfața om-mașină (HMI), unde este necesar un GUI. Toate acestea ar trebui să fie SIFB-uri care sunt implementate și executate conform cu IEC 61499.
- IEC 61499 a oferit o schemă XML pentru definirea sistemelor și funcțiilor bloc. Similar, este nevoie de un format pentru a descrie structura sistemului, a funcțiilor bloc, precum și a modului în care sunt acestea conectate. O soluție în acest sens poate fi dată prin utilizarea limbajului YAML.
- Având sistemul descris într-un fișier YAML, respectiv funcțiile bloc și modul cum sunt ele conectate, o aplicație va trebui să instanțieze aceste obiecte. Aceasta va utiliza API-ul Docker pentru a crea containere sau aplicații multi-container conform cu specificațiile mediului de execuție.
- Aplicația va avea un API care va permite utilizarea sa programatică, spre exemplu din cadrul unei interfețe web, sau, în cazul unui API de tip REST, sub forma de serviciu web, realizând astfel un model de exploatare de genul Control-as-a-Service.
- Funcția bloc este implementată sub forma unui program Python care poate executa la rândul său un alt executabil (algoritmul propriu-zis). În funcție de modul cum a fost definit sistemul în fișierul YAML, se poate crea un container Docker care să conțină un virtualenv și programul Python. Se poate însă să se creeze containere Docker cu mai multe virtualenv-uri, respectiv mai multe funcții bloc sau aplicații cu mai multe containere care pot comunica în același segment de rețea. Pentru a comunica între containere este nevoie de funcții bloc de tipul SIFB client-server (comunicare bidirectională) sau publish-subscribe (comunicare unidirectională).
- Izolarea unei funcții bloc (program Python) se face la nivel de virtualenv, dar comunicarea între funcțiile bloc se face local și nu necesită SIFB. Izolarea resurselor se face la nivel de container și necesită SIFB pentru a putea comunica între ele.

Platforma World Wide Web (WWW) este foarte populară pentru programarea unor tipuri de aplicații distribuite cu interfețe utilizator grafice (GUI). WWW a evoluat treptat și neplanificat de la o platformă de livrare de documente la o arhitectură pentru programare distribuită. Adeasea, o aplicație web trebuie să administreze un set de limbi, de pildă, HTML, CSS și JavaScript (pentru structurare, formatare de documente, respectiv, interactivitate) și protocoale (de pildă, HTTP(S), pentru trimitere/primire de mesaje). Sunt folosite și alte limbi sau interfețe de programare a aplicațiilor (APIs), de pildă, SQL, pentru memorarea pe servere a datelor persistente și structurate, sau JSON, pentru serializarea tipurilor de date complexe de transmis în rețea. În [8] se descrie un limbaj de programare funcțională, denumit Ur/Web, mai ușor de utilizat pentru programarea aplicațiilor web moderne, reactive. Modelul adoptat de acest limbaj este unificat, iar programele scrise în acest limbaj pot fi compilate în alte limbi standard pentru Web. Ur/Web suportă încapsularea stării specifice și expune concurență simplă, pe baza unor tranzacții, permitând elaborarea unor aplicații distribuite, "multithreaded". Există implementări deschise ale acestui limbaj. Modelul de programare este simplu: un singur sistem distribuit cu un server controlat de programator și mulți clienți (necontrolați de programator). Serverul și clienții comunică doar prin diferite canele de comunicație cu "tipuri puternice" (strongly typed), iar orice interacțiune apare ca parte a unei tranzacții care se execută atomic, fără nici o interferență cu alte acțiuni executate în același timp. Serverul are acces la starea persistentă într-o bază de date SQL, care este de asemenea accesată doar prin canele cu tipuri puternice specifice schemei datelor. Clienții își mențin interfețele grafice printr-o variantă a programării funcțional-reactive. Limbajul Ur/Web oferă un model de programare unificat, dar expune explicit limbajele HTML și SQL, însă fragmentele de cod în aceste limbi sunt reprezentate ca valori cu tipuri puternice.

6.2 Arhitectură și specificații cloud

Gestionarea sarcinilor se va realiza prin intermediul unei componente fixe (Service manager) care va asigura schimbul de informații cu aplicația web (Fig. 22). Interacționarea utilizatorului cu această componentă se face prin intermediul acestei aplicații web. Această interfață transmite cererile utilizatorilor, utilizând servicii REST, către componenta de gestiune Service Manager. Aceasta va porni diferite instanțe și va asigura execuția algoritmilor sub forma unor regulațoare virtuale. Service manager va asigura următoarele:

- Preluarea datelor de configurare: ID algoritm/funcție;
- Dacă utilizatorul a încărcat un fișier cu date de tip istoric, se va face analiza (parsing) acestui fișier și salvarea datelor într-o anumită tabelă din baza de date;
- Controlul execuției funcțiilor: creare instanțe în conformitate cu configurarea din pagina web, pornire/oprire execuție;
- Trimiterea unei confirmări către aplicația web în momentul în care s-a pornit sau s-a oprit execuția unei funcții;
- Afisarea stării comunicației cu echipamentul din instalație, în cazul unei conexiuni de timp real.

Principalele sarcini ale componentei cloud sunt:

- Stocarea datelor de proces, în funcție de identificatorii utilizatorului și ai instalației.

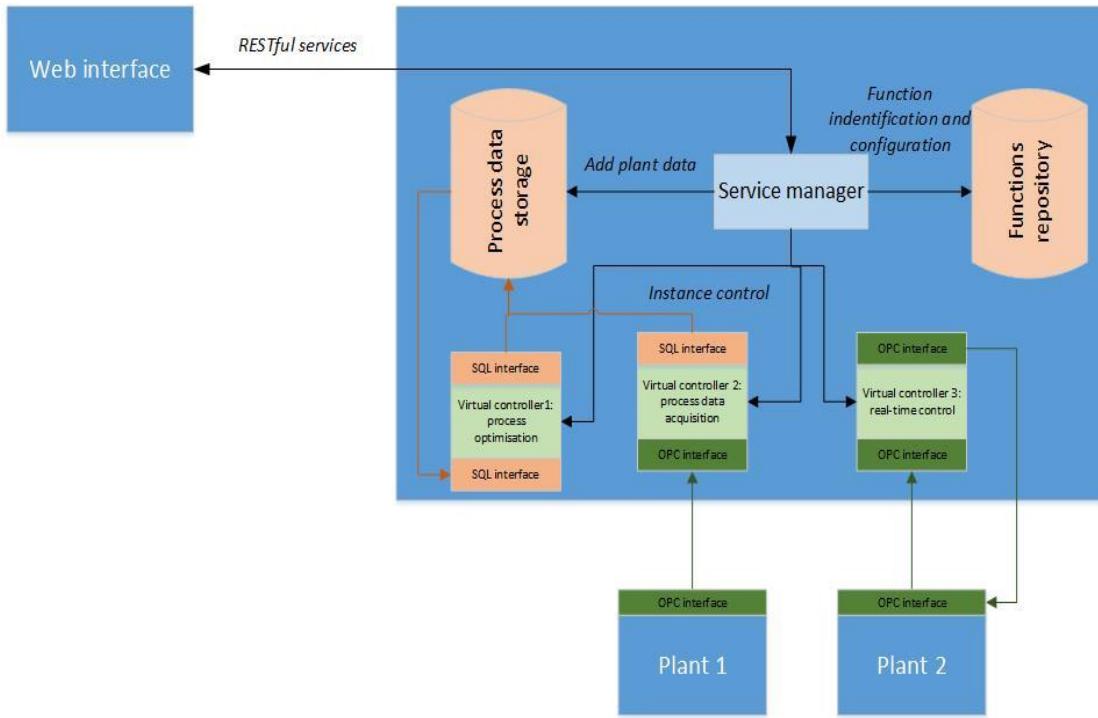


Figura 22: Gestionarea execuției funcțiilor (săgețile negre reprezintă servicii RESTful, cele portocalii - funcții de interfațare SQL, iar cele verzi - date OPC).

- Gestionarea funcțiilor disponibile. Funcțiile vor fi stocate ca fișiere executabile, la care se atașează interfețele de comunicație prin OPC (pentru interfațarea cu echipamentele din proces) sau SQL (pentru interfațare cu baza de date). Considerând această structură modulară, ulterior interfețele OPC ar putea fi înlocuite de alte interfețe de comunicație de proces (de exemplu, publish/subscribe).
- Transferul de date între componenta Service manager și baza de date sau componenta de execuție a funcțiilor prin servicii RESTful.
- O componentă funcție, cu interfețe de date de intrare și o interfață de date de ieșire poate fi considerată ca un regulator virtual. Pentru fiecare astfel de regulator se va aloca un container Docker în cadrul căruia să aibă loc execuția. Este necesară deci gestionarea containerelor pe care se va face execuția algoritmilor și alocarea instanțelor algoritmilor pentru aceste containere.
- Gestionarea sarcinilor multiple de cereri de execuție și acces multiplu la baze de date.

Interfața web va avea rolul de gestionare a accesului utilizatorului la resursele bibliotecii (Fig. 23). Ea va permite:

- Configurarea detaliilor de conectare la instalație. Detaliile de configurare vor fi transmise utilizând servicii REST către Service manager.
- Posibilitatea de încărcare a unei serii de timp (fișier text sau xls), în scopul analizei offline.

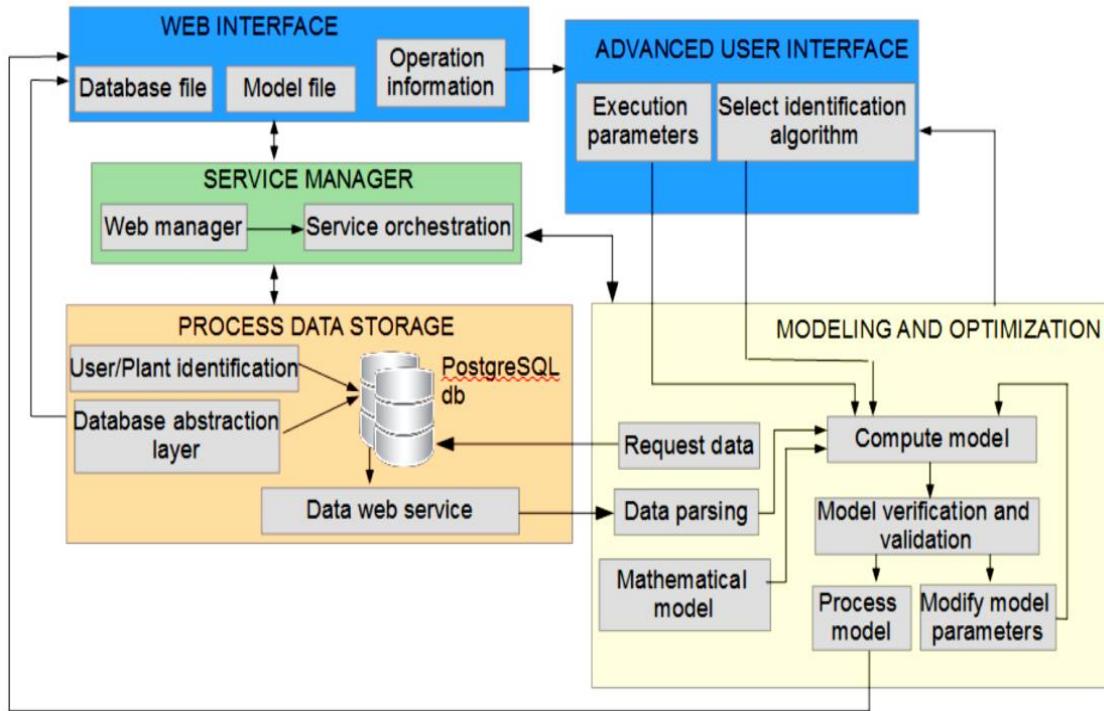


Figura 23: Gestionarea aplicației web și interconectarea cu baza de date de proces.

- Posibilitatea de urmărire a activității proprii a unui utilizator.
- Pornirea/oprirea execuției unei anumite funcții.
- Posibilitatea de urmărire online a rezultatelor, dacă funcția utilizează date de timp real.
- Posibilitatea de vizualizare a unui raport, dacă funcția face o analiză pe un set de date de istoric.

Pentru îndeplinirea acestor funcții este necesară dezvoltarea unei structuri SOA (Service Oriented Architecture), construită utilizând servicii Web, care să ofere o interfață pentru echipamentele industriale și sistemele distribuite de control. Aceste sisteme de control vor fi abstractizate sub forma unor regulatoare virtuale și interfațate cu un API REST pentru a pune la dispoziție un set de funcții bloc de bază pentru constituirea serviciilor și a algoritmilor complecși. În acest mod, structurile de control de nivel înalt pot fi proiectate utilizând servicii standard și flexibile, ce pot fi apoi implementate și încărcate în cloud. Un model conceptual pentru serviciul Web de control este prezentat în Fig. 24.

Aplicațiile de control se bazează pe conceptul de funcții bloc, încapsulând datele și algoritmii într-o structură de control abstractă. Aceste funcții bloc sunt asociate echipamentelor controlate, dar ele vor putea fi executate de orice resursă de calcul disponibilă. De exemplu, mediul de execuție pentru funcțiile bloc IEC 61499, FBDK, poate fi utilizat pe orice sistem care suportă JVM. S-a testat cu succes implementarea unei aplicații client-server utilizând FBDK prin încărcarea într-un container Docker. În acest mod, echipamentele ce formează un sistem de control distribuit pot fi pornite în interiorul propriului container și pot fi interfațate printr-o aplicație Java standard,

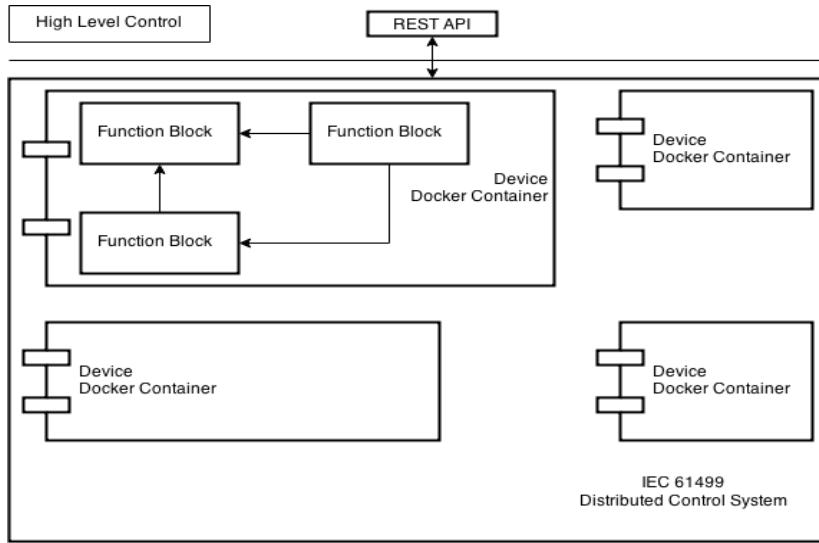


Figura 24: Model conceptual pentru serviciul Web de control.

implementată ca serviciu Web RESTful. Pe baza acestor servicii RESTful, pot fi construite atât structuri de control de nivel înalt, cât și tipuri noi de modele, precum Control-as-a-Service (CaaS), în care algoritmi ce necesită o putere mare de prelucrare pot fi execuți pe resurse virtuale, scalabile, create în funcție de cerere.

6.3 Echilibrarea încărcării în cloud

Echilibrarea încărcării (Load Balancing) este o sarcină esențială într-un mediu de calcul cloud, pentru a obține utilizarea maximă a resurselor. Calculele în cloud pot avea loc într-un mediu fie static, fie dinamic, în funcție de configurarea efectuată de furnizorul de resurse.

Mediul static. În mediul static, furnizorul de cloud instalează resurse omogene. În acest caz, resursele din cloud nu sunt flexibile. Este necesară cunoașterea a priori a cerințelor utilizatorului privind puterea de prelucrare, memoria, performanța și statisticile de utilizare [17].

Mediul dinamic. În mediul dinamic, furnizorul de cloud instalează resurse eterogene. În acest caz, resursele sunt flexibile. Procedurile nu se pot baza pe cunoașterea apriorică, dar pot lua în considerare statisticile din timpul execuțiilor.

Echilibrarea încărcării pe baza distribuției spațiale a nodurilor. Nodurile sunt distribuite pe scară largă în cloud. Nodul care ia decizia de repartizare a încărcării stabileste, de asemenea, categoria de algoritmi de utilizat. Pot fi trei tipuri de algoritmi care decid care nod este responsabil pentru echilibrarea încărcării într-un mediu de calcul cloud.

Echilibrarea centralizată a încărcării. În tehnica centralizată de echilibrare a încărcării, toate deciziile de alocare și planificare sunt făcute de un singur nod. Acest nod este responsabil pentru

stocarea bazei de cunoștințe a întregii rețele din cloud și poate aplica o procedură statică sau dinamică de echilibrare. Această tehnică reduce timpul cerut pentru analiza diferitelor resurse din cloud, dar creează o mare supraîncarcare în nodul central. De asemenea, rețeaua nu este tolerantă la defecte/avarii, întrucât riscul căderii nodului central este mare, iar recuperarea după un astfel de eveniment poate fi dificilă.

Echilibrarea distribuită a încărcării. În tehnica de echilibrare distribuită a încărcării, asigurarea accesului de resurse și deciziile de planificare a încărcării nu cad în sarcina unui singur nod. Nu există domeniu unic responsabil pentru monitorizarea rețelei din cloud, în schimb mai multe domenii monitorizează rețeaua pentru a lua o decizie corectă de echilibrare a încărcării. Fiecare nod din rețea menține baze de cunoștințe locale pentru a asigura o distribuție eficientă a sarcinilor într-un mediu static și redistribuirea acestora într-un mediu dinamic.

În scenariul distribuit, sunt compensate efectele defectării unui nod. Prin urmare, sistemul este tolerant la defecte și echilibrat, deoarece nici un nod nu este supraîncărcat cu decizii de echilibrare a încărcării.

Echilibrarea ierarhizată a încărcării. Echilibrarea ierarhizată a încărcării implică existența diferențelor niveluri ierarhice din cloud în luarea deciziei de echilibrare a încărcării. Astfel de tehnici de echilibrare a încărcării funcționează mai ales în modul de lucru master-slave. Acestea pot fi modelate folosind structura de date arbore în care fiecare nod din arbore este echilibrat sub supravegherea nodului "părinte". Nodul master sau administrator poate utiliza un proces simplu pentru a obține statisticile ale nodurilor slave sau dependente ("copii"). Deciziile de asigurare a accesului sau de planificare se iau pe baza informațiilor adunate de către nodul părinte.

Schema statică de echilibrare a încărcării permite cea mai simplă simulare și monitorizare a mediului, dar nu reușește să modeleze natura eterogenă a sistemului cloud. Pe de altă parte, algoritmii de echilibrare dinamică a încărcării sunt dificil de simulați, dar sunt cei mai potriviti în mediul eterogen al prelucrării în cloud. În plus, nivelul nodului în care se implementează algoritmii statici sau dinamici, joacă un rol esențial în stabilirea eficienței lor. Spre deosebire de un algoritm centralizat, un algoritm distribuit oferă o mai bună toleranță la erori, dar necesită un grad mai mare de replicare și, pe de altă parte, un algoritm ierarhic distribuie încărcarea pe diferite niveluri ale ierarhiei, nodurile de nivel superior solicitând servicii de la nodurile de nivel inferior într-un mod echilibrat. Prin urmare, tehniciile dinamice de echilibrare a încărcării într-un mediu distribuit sau ierarhic oferă performanțe mai bune. Totuși, performanța mediilor de procesare în cloud poate fi maximizată pe viitor dacă dependențele dintre sarcini sunt modelate folosind fluxuri de lucru.

Echilibrarea flexibilă a încărcării în cloud. Echilibrarea flexibilă a încărcării (EFI) este o soluție de echilibrare a încărcării care își scalează (adaptează) automat capacitatea de manipulare a cererilor ca răspuns la traficul recepționat. Procedura este folosită de exemplu în soluțiile de la Amazon Elastic Cloud (EC2) [18].

Numărul de accese simultane la o aplicație scalată în mod flexibil este utilizat pentru a determina numărul de instanțe necesare. Componentele unei aplicații distribuite trebuie să fie scalate automat. Cererile trimise unei aplicații sunt folosite ca indicator pentru încărcarea cerută de volumul de calcul curent, pe baza căruia deduce apoi numărul necesar de instanțe componente, folosind numărul de cereri sincrone primite de mecanismul de echilibrare flexibilă și alte informații de utilizare.

Unul dintre beneficiile majore ale echilibrării flexibile a încărcării este că reduce complexitatea gestionării, menținerii și scalării mecanismelor de echilibrare a încărcării. Acest serviciu este

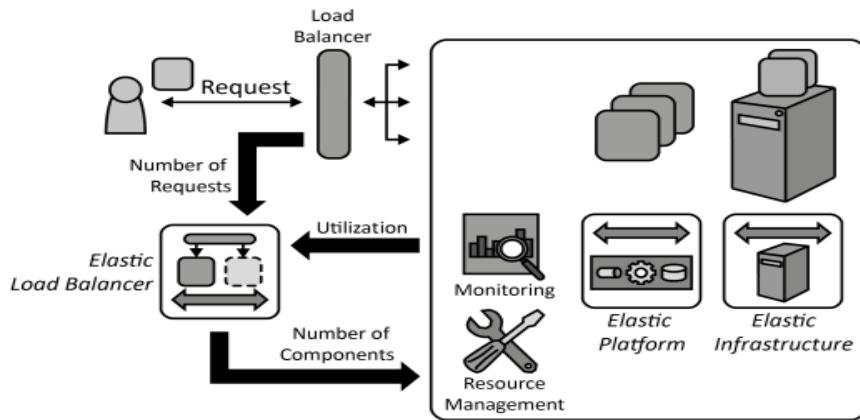


Figura 25: Arhitectura unui serviciu de echilibrare flexibilă a încăr cării.

proiectat astfel încât să adauge sau să eliminate în mod automat resurse în funcție de necesități, fără a solicita nici o intervenție manuală.

Există două componente logice ale arhitecturii unui serviciu de echilibrare flexibilă a încăr cării: echilibratori de încărcare și un serviciu de control. Echilibratorii de încărcare sunt resurse care monitorizează traficul și gestionează cererile care vin prin intermediul Internetului. Serviciul de control monitorizează echilibratorii de încărcare, adaugă și elimină o capacitate în funcție de necesități, și verifică dacă echilibratorii de încărcare funcționează în mod corespunzător (Fig. 25).

Echilibrarea flexibilă a încăr cării distribuie automat traficul de intrare între mai multe instanțe Amazon EC2. Aceasta poate fi configurațat ca un mecanism de echilibrare flexibilă a încăr cării pentru a repartiza traficul recepționat prin instanțe Amazon EC2 într-o singură Zonă de Disponibilitate sau în mai multe Zone de Disponibilitate. Echilibrarea flexibilă a încăr cării permite atingerea unei și mai mari toleranțe la erori pentru aplicații și, în plus, obținerea echilibrării dorite a încăr cării resurselor. De asemenea, prin plasarea instanțelor Amazon EC2 în multe zone de disponibilitate se asigură toleranță la defecte (fiabilitatea) sistemului. Atunci când instanțele de procesare sunt subordonate unui mecanism de echilibrare flexibilă a încăr cării, se poate obține o mai bună toleranță la defecte deoarece acesta poate distribui traficul între mai multe zone de disponibilitate. În acest mod se garantează că numai instanțele EC2 valide vor recepționa traficul.

Echilibrarea flexibilă a încăr cării detectează de asemenea și starea de sănătate a instanțelor EC2. Atunci când detectează instanțe Amazon EC2 nesănătoase, nu mai distribuie trafic pe rutele acestora. În schimb, traficul este direcționat către instanțele EC2 sănătoase rămase. În plus, echilibrarea flexibilă a încăr cării este în sine un sistem distribuit, care este tolerant la defecte și monitorizat în mod activ.

Echilibrarea flexibilă a încăr cării oferă de asemenea integrarea cu procesul de autoscalare, care asigură faptul că este disponibilă suficientă capacitate de procesare pentru a satisface diferențele nișaveluri (volume) de trafic.

6.4 Gestiona rea incertitudinilor volumului de trafic pentru echilibrarea încăr cării în cloud

Egalizarea încăr cării este un element cheie pentru furnizarea de resurse suficiente pentru soluții de prelucrare în cloud fiabile, iar performanța acestor soluții depinde de încărcarea dată de volumul de trafic. Se urmărește ca aceste resurse să ofere performanțe ridicate, disponibilitate ridicată, precum

și soluții sigure și scalabile pentru a sprijini aplicațiile găzduite. Multe aplicații mari consumatoare de conținut prezintă un comportament de încărcare flexibil, care poate să crească până dincolo de puterea potențială de procesare a unui singur server. În același timp, furnizorii de servicii au nevoie de o capacitate dinamică de resurse server pentru a implementa cât de multe servere au nevoie, în funcție de necesități, într-un mod transparent. În cloud, structuri de servere încărcate echilibrat servesc drept un singur server virtual.

Abordarea de tip cloud echilibrat extinde modelul de implementare arhitectural de servere cu încărcare echilibrată tradiționale, pentru a permite utilizarea lor împreună cu serverele de încărcare globale echilibrate din cloud [11]. Această abordare crește cererea de opțiuni, care sunt asociate cu decizii bazate pe ambele obiective, tehnice și de afaceri, ale desfășurării aplicațiilor de încărcare globale echilibrate de rutare. Pentru că multe studii empirice au arătat că distribuția Pareto, tipică pentru traficul auto-similar (self-similar), oferă o potrivire bună pentru o serie de caracteristici importante ale rețelelor de comunicații și servere Web, este justificat să se considere că mărimea cererilor utilizatorilor și a pachetelor manipulate în cloud, satisfac distribuții ne-Gaussiene, de tip “heavy-tailed”.

Performanța Internetului în sine depinde în mare parte de funcționarea protocolelor de rutare care îi stau la bază. Optimizarea rutării devine din ce în ce mai mult o provocare datorită naturii dinamice și nesigure a traficului curent. Protocolele de rutare utilizate în prezent în rețelele IP calculează configurații de rutare bazate pe topologia rețelei și pe unele cunoștințe aproximative asupra traficului (de exemplu, cel mai rău caz de trafic, traficul mediu, previziuni pe termen lung), fără a ține cont de încărcarea curentă a traficului pe rutere și legături, sau de posibile probleme de trafic, și, prin urmare, nu acordă o atenție deosebită problemei incertitudinii de trafic. Rețelele de mari dimensiuni posedă de obicei resurse în exces, iar modificările de rutare din cauza variațiilor de trafic nu apar prea des. Cercetările efectuate în domeniul optimizării rutării consideră că abordarea de astăzi nu mai poate fi adekvată pentru a gestiona tiparele de trafic actuale, ci sunt necesare mecanisme de rutare mai fiabile pentru a efectua și menține funcțiile de rețea, în cazul defectării componentelor, în special în cazul apariției de evenimente neașteptate de trafic, reprezentate de anomalii de volum.

Având în vedere o singură matrice cunoscută de trafic (Traffic Matrix — TM), optimizarea rutării constă în calcularea unui set de căi de origine-destinație și o distribuție a traficului între aceste căi, cu scopul de a optimiza unele criterii de performanță, exprimate de obicei prin intermediul unei funcții de cost. Abordări tradiționale de optimizare a rutării au tratat problema bazându-se pe un mic grup de matrice TM reprezentative sau estimate, pentru a calcula configurații de rutare optime și de încredere. Aceste tehnici mențin de obicei o istorie a matricelor TM observate în trecut, și optimizează rutarea pentru traficul reprezentativ extras din matricele TM observate în timpul unei anumite ferestre de istorie. În acest sens, ne vom referi la algoritmi tradiționali de rutare bazați pe predicție. Cea mai bine cunoscută și aplicată, în mod tradițional, soluție de rutare bazată pe predicție este să se optimizeze rutarea pentru un scenariu de trafic de tipul celui mai rău caz posibil, folosind, de exemplu, matricea TM de la cea mai aglomerată oră găsită în istoria de trafic. Aceasta nu poate fi o soluție rentabilă, dar operatorii s-au bazat în mod tradițional pe supradimensionarea rețelelor lor pentru a suporta pierderea de performanță preconizată. Soluții mai bune sunt:

1. optimizarea rutării pentru o matrice TM estimată; această abordare poate oferi soluții mai eficiente, dar depinde în mare măsură de calitatea tehnicii de estimare.
2. optimizarea rutării pentru mai multe matrice TM simultan, folosind, de exemplu, un număr finit de TM-uri dintr-o zi anterioară, din aceeași zi a săptămânii anterioare, etc.

În ambele abordări, trebuie să fie utilizate metode diferite pentru a găsi configurații de rutare cu o

medie bună și cel mai rău caz de performanță peste aceste TM-uri, cu observația că cel mai rău caz este numai pentru eșantioanele utilizate în realizarea optimizării, și nu printre toate matricele TM posibile. Toate aceste abordări tradiționale tind să funcționeze destul de bine, dar au nevoie cu siguranță de un mare efort de management, pentru a asigura robustețea împotriva variațiilor de trafic neașteptate.

Pentru a face față atât creșterii dinamicii traficului cât și incertitudinii și nevoii obținerii unor soluții rentabile au apărut două noi abordări diferite: Rutarea Robustă (RR) [22] și Echilibrarea Dinamică a Încărcării (Dynamic Load-Balance — DCL) [15]. Abordarea RR tratează incertitudinea de trafic într-un mod de calcul off-line preventiv, anume, o configurație de rutare fixă este optimizată pentru un set mare de posibile solicitări de trafic. Dimpotrivă, echilibrarea dinamică a Încărcării livrează trafic între mai multe căi fixe într-un mod reactiv on-line, de adaptare la variațiile de trafic.

În rutarea robustă, incertitudinea de trafic este luată în considerare în mod direct la optimizarea rutării, calculându-se o singură configurație de rutare pentru toate cererile de trafic din cadrul unui anumit domeniu de incertitudine în care se presupune că traficul va varia. Acest domeniu de variație poate fi definit în moduri diferite, în funcție de informațiile disponibile: traficul ocupat pe ore, cele mai mari valori ale sarcinii link-urilor văzute anterior, un set de cerințe de trafic observate anterior etc. Criteriul pentru a căuta această configurație unică de rutare este în general cel de reducere la minimum a utilizării maxime a legăturii pentru toate cerințele domeniului de variație considerat. Estimarea precisă a fluxului de trafic de la origine la destinație (OD) oferă informații valoroase pentru sarcinile de management al rețelei. Cu toate acestea, lipsa de observații la nivel de desfășurare a traficului, precum și anomalii intenționate sau neintenționate, reprezintă provocări majore pentru atingerea acestui obiectiv. Pentru a compensa intrinseca dimensionalitate scăzută a fluxurilor OD și raritatea anomaliei, un algoritm robust de echilibrare permite estimarea valorilor nominale și anormale de trafic, folosind un subset mic de valori de trafic (eventual anormale), pe lângă numărul de legături, și poate chiar determina cu precizie traficul nominal și anomalii rare în cazul unei matrice de trafic vagi. Rezultatele oferă date valoroase despre tipurile de măsurare și scenarii de rețea care conduc apoi la estimarea mai precisă a traficului.

Echilibrarea Dinamică a Încărcării (DLB) tratează situațiile de incertitudine și variație a traficului și prin împărțirea traficului între mai multe căi on-line. În acest sistem dinamic, fiecare pereche origine-destinație de noduri din cadrul rețelei este conectată prin mai multe căi configurate anterior, iar problema este pur și simplu de a distribui traficul între aceste căi, în scopul de a optimiza o anumită funcție de cost. DLB este definită, în general, în ceea ce privește o funcție legătură-cost, porțiunile de trafic fiind ajustate pe fiecare pereche origine-destinație de noduri, în scopul de a minimiza costul total pe rețea. Din motive de utilizare eficientă a resurselor, problema DLB are nevoie de mai multă atenție în cazul procesării în cloud, din cauza naturii sale de procesare la cerere (On Demand Computing). Procesarea în cloud consideră ansamblul de resurse de calcul puse în comun și reclamă distribuirea corectă a resurselor între sarcinile partajate, în caz contrar, în unele situații, anumite resurse pot fi supra- sau sub-utilizate. În abordarea de tip DLB, fiecare agent joacă un rol foarte important, fiind o entitate software definită de obicei ca un program independent care rulează sub controlul unui administrator de rețea, reduce costurile de comunicare a serverelor, și accele-rează rata de echilibrare a Încărcării, îmbunătățind astfel în mod indirect productivitatea și timpul de răspuns al sistemului cloud.

O analiză comparativă între algoritmii de echilibrarea a Încărcării robusti și cei dinamici conduce la următoarele concluzii. Algoritmii care promovează mecanisme de tip DLB subliniază, printre altele, faptul că această echilibrare reprezintă soluția de utilizare cea mai eficientă a resurselor, adaptându-se la Încărcarea rețelei într-un mod automat și descentralizat. Pe de altă parte, cei care susțin utilizarea RR, spun că nu este de fapt nevoie să se pună în aplicare mecanisme dinamice de rutare complicate, și că pierderea de performanță suportată pentru utilizarea unei singure configurații

de rutare este neglijabilă în comparație cu creșterea complexității. O caracteristică interesantă a RR se bazează pe utilizarea unei singure configurații fixe de rutare, evitându-se posibilele instabilități datorate modificărilor de rutare. În practică, operatorii de rețele sunt reticenți în a utiliza mecanisme dinamice și fixe și preferă configurații de rutare fixe, considerând ca aşa au mai multe informații relativ la ceea ce se întâmplă în rețea. Primul neajuns pe care îl identificăm într-o paradigmă de rutare robustă îl reprezintă criteriul cost-eficiență asociat. Folosirea unei singure configurații de rutare pentru perioade lungi de timp poate fi extrem de ineficientă. Definiția incertitudinii stabilității în RR stabilește un compromis critic între performanță și robustețe: seturi mai mari permit să se ocupe de un grup mai larg de cereri de trafic, dar cu prețul unei rutări ineficiente; pe de altă parte, seturi mai restrânse produc scheme mai eficiente de rutare, dar sub rezerva unor garanții slabe de performanță.

În cazul anomaliei de volum, o extensie dinamică a RR, cunoscută sub numele de Rutare Robustă Reactivă (Reactive Robust Routing — RRR), permite depășirea acestui neajuns [13]. Abordarea RRR utilizează metoda detecției/localizării secvențiale a volumelor anormale de trafic pentru a detecta și a localiza rapid schimbările bruște în cererile de trafic și decide apoi modificări de rutare. O abordare de tip echilibrare a încărcării pentru RRR, în care traficul este distribuit între căi fixate, conform unei entități centralizate care controlează fracțiunile de trafic trimise pe fiecare cale, poate rezolva această problemă.

Al doilea dezavantaj pe care îl identificăm în RR este legat de funcția obiectiv pe care intenționează să o minimizeze. Optimizarea în condiții de incertitudine este, în general, mult mai complexă decât optimizarea clasica, forțată să folosească niște criterii de optimizare simple, cum ar fi utilizarea maximă a legăturii (Maximum Link Utilization — MLU), adică minimizarea încărcării pe legătură cea mai folosită din rețea. MLU este de departe cea mai populară funcție obiectiv pentru evaluarea traficului (Traffic Engineering), dar în mod clar nu este cel mai potrivit criteriu de optimizare la nivel de rețea; concentrarea prea mare pe MLU conduce adesea la distribuții mai rele de trafic, care afectează în mod negativ încărcarea medie a rețelei și, astfel, întârzierea totală de la un capăt la altul (end-to-end) din rețea, care reprezintă un indicator important al QoS [34]. Este ușor de observat că minimizarea MLU într-o topologie de rețea cu legături eterogene poate conduce la rezultate slabe în ceea ce privește performanța globală a rețelei. Pentru a evita această problemă, se poate minimiza utilizarea medie a legăturii în loc de MLU. Utilizarea medie a legăturii oferă o imagine mai bună asupra performanței la nivel de rețea, deoarece nu depinde de o anumită sarcină sau de capacitatea fiecărei legături dintr-o rețea, ci de valoarea medie. În ciuda acestui avantaj, o minimizare directă a utilizării medii a legăturii nu garantează un anumit MLU, deci este nevoie să impunem o limită de utilizare pentru MLU.

În DLB, traficul este împărțit între căi fixe, stabilite a priori, cu scopul de a optimiza o anumită funcție de cost. De exemplu, o funcție de cost pe legătură stabilită pe baza măsurătorilor întârzierii poate duce la o mai bună performanță la nivel global din perspectiva QoS. DLB are un avantaj, anume acela de a menține rutarea adaptată la traficul dinamic. Cu toate acestea, algoritmii DLB reprezintă un compromis între adaptabilitate și stabilitate, care ar putea fi deosebit de dificil de menținut în cazul unor schimbări semnificative și bruște de trafic.

Comparând RR și DLB, cea mai bună metodă pare a fi o abordare dinamică, care constă în calcularea unei rutări optime pentru fiecare cerere de trafic i și evaluarea performanței ei pentru următoarea cerere de trafic $i + 1$, pe baza unei serii de timp date de cereri de trafic. Această abordare dinamică permite evitarea a două neajunsuri importante ale DLB:

- adaptarea în DLB este iterativă și niciodată instantanee;
- în toate mecanismele DLB, căile sunt stabilite a priori și rămân neschimbrate în timpul funcționării, deoarece fiecare nouă optimizare de rutare poate schimba nu numai porțiuni de trafic,

dar chiar și căile îNSELE.

O analiză cuprinzătoare a diferitelor soluții posibile pentru această problemă, între care tradiționala Optimizare a Rutării pe Baza Predicției, Optimizarea bazată pe Rutarea Robustă și Echilibrarea Dinamică a încărcării, a condus la următoarele concluzii:

1. Atunci când traficul este relativ dinamic, nu este rentabilă folosirea unei singure configurații de rutare. Metoda tradițională de Optimizare a Rutării pe Baza Predicției Tradiționale poate conduce la configurații destul de ineficiente, sau chiar irealizabile de rutare, atunci când traficul este nesigur și dificil de prognozat. Optimizarea bazată pe Rutarea Robustă oferă garanții de performanță în pofida incertitudinii de trafic, dar compromisul asociat între robustețea și eficiența de rutare poate fi deosebit de dificil de gestionat cu o singură configurație de rutare.
2. Este evident faptul că este necesară o anumită formă de dinamism, fie sub formă de Rutare Reactivă Robustă și Echilibrare a încărcării (RRLB) sau Echilibrare Dinamică a încărcării (DLB). RRLB calculează o configurație de rutare robustă nominală și oferă o configurație de rutare robustă alternativă (folosind aceleași cai din timpul funcționării normale) pentru orice situație atipică posibilă de flux OD. Pentru a detecta aceste anomalii, măsurătorile de încărcare a legăturilor trebuie colectate și prelucrate de către o entitate centrală. Pe de altă parte, DLB colectează aceleași măsurători, dar necesită, de asemenea, actualizarea echilibrării încărcării într-un timp relativ scurt. Complexitatea adăugată este apoi de a distribui aceste rezultate către toate ruterele și de a actualiza on-line distribuirea încărcării.
3. Complexitatea suplimentară implicată de DCL nu este justificată atunci când traficul nu variază semnificativ. În cazul unor anomalii mari de volum, algoritmii DLB furnizează, în general, rezultate mai bune decât RRLB după convergență, dar ei prezintă un comportament tranzitoriu nedorit. Pe de altă parte, algoritmii RRLB nu suferă, în principiu, de această problemă, deoarece fracțiunile de echilibrare a încărcării sunt calculate off-line în mod robust, profitând de avantajul oferit de paradigmă de rutare robustă.
4. Utilizarea unor algoritmi DLB, devine foarte atrăgătoare atunci când anomaliiile de volum sunt dificil de localizat. Comportamentul tranzitoriu pe care acestia îl prezintă la modificări mari de trafic poate fi controlat în mod eficient, sau cel puțin atenuat, prin mecanisme simple, ceea ce duce la un grad mai mare de utilizare maximă a legăturii și, în general, la o performanță mai bună la nivel global.
5. Un criteriu de performanță locală, cum ar fi utilizarea maximă a legăturii, nu reprezintă o funcție obiectiv adecvată în ceea ce privește performanța rețelei globale și asigurarea QoS. Utilizarea maximă a legăturii este folosită pe scară largă în actualele probleme de optimizare de rețea, prin urmare, acest lucru ar trebui să fie luat în considerare pentru îmbunătățirea implementărilor viitoare.
6. Utilizând o combinație simplă de indicatori de performanță, cum ar fi utilizarea maximă și medie a legăturii, se poate obține o configurație robustă de rutare care surclasă cu siguranță implementările actuale dintr-o perspectivă globală "end-to-end", producând în același timp rezultate foarte similare pentru cel mai rău caz de utilizare a legăturii. De fapt, aceasta înseamnă că funcțiile obiectiv de optimizare pot fi păstrate simple, permitând totuși obținerea unei performanțe mai bune la nivel de rețea.
7. Un dezavantaj major al RR este dependența inerentă de definirea domeniului de incertitudine: intervale mai mari permit tratarea unui grup mai larg de cereri de trafic, dar cu prețul unei

rutări ineficiente; pe de altă parte, intervale mai restrânse produc scheme mai eficiente de rutare, dar sub rezerva unor garanții slabe de performanță.

6.5 Mecanisme de acces în IoT și Cloud

Scopul urmărit a fost de a integra arhitectura bazată pe sensibilitate la context, propusă în aplicațiile bazate pe IoT, ca platformă eficientă de programe bazață pe servicii folosind o abordare middleware, numită Platforma de Control sensibil la Context (Context-aware Control Platform — CaCP). Platforma separă nivelul de achiziție de codul aplicațiilor și se ocupă de problemele de gestionare a datelor de context. Pe post de componentă middleware, platforma oferă mai multe servicii pentru aplicații, cum ar fi procesarea interogărilor, gestionarea datelor de la senzori, monitorizarea rețelei de senzori, prelucrarea informațiilor sensibile la context, etc. Rolul său este de a pune la dispoziția utilizatorilor de aplicații datele achiziționate de la rețele de senzori diversi și de a furniza servicii Web. Prin urmare, resursele middleware pot fi accesate prin aplicații, prin intermediul interfețelor de servicii Web.

Principalul avantaj al utilizării acestei arhitecturi stratificate este că permite reconfigurarea și extensibilitatea fără a modifica aplicațiile. Cu toate acestea, îndeplinirea cerințelor stricte în timp real este dificil de realizat în arhitecturi stratificate, deoarece fluxurile de date traversează mai multe niveluri înainte de a ajunge la nivelul aplicației. Prin urmare, arhitectura sensibilă la context propusă este mai potrivită cerințelor mai relaxate de operare în timp real, deoarece poate tolera latențe mai mari de timp și poate funcționa în continuare în timp ce se adaptează la schimbările de mediu.

6.5.1 Modelare de acces IoT

Primul obiectiv în utilizarea CaCP este de a realiza accesul într-un mediul IoT, ca o entitate care poate interacționa atât cu domeniul IoT cît și cu mediul ambient. Această entitate reprezintă un “obiect” în Internetul Obiectelor (IoT), și este principalul obiectiv al interacțiunilor dintre agenți software. Acest obiect este reprezentat de două componente: hardware și software. Componenta hardware a entității este denumită “dispozitiv”. Dispozitivul conectează entitatea la mediul său pentru a-l monitoriza. Componenta software, care oferă informații cu privire la entitate și permite controlul dispozitivului, este o “resursă”. Exploatarea resurselor depinde de suportul hardware real al dispozitivului, astfel încât este necesar un “serviciu” pentru a oferi toate funcționalitățile de a interacționa cu alte entități și procese conexe, prin intermediul unei interfețe standardizate. Serviciile asigură funcționalitatea unui dispozitiv prin accesarea resurselor sale. Relațiile dintre entități și servicii sunt denumite “asociații”.

Figura 26 ilustrează relațiile dintre cele patru elemente ale unui model de acces IoT. Să observăm că serviciile furnizate de modelul de acces din Fig. 26 corespund categoriei Semantic Web Services. În conformitate cu specificațiile OWL, resursele de Web Semantic furnizează servicii care sunt descrise de profilul serviciului, modelul serviciului și descrierea serviciului [21]. Un profil de serviciu trebuie să conțină informații despre entitatea căreia îi este asociat și legătura cu resursa care oferă acest serviciu. Profilul serviciului descrie un serviciu pe baza intrărilor, ieșirilor, condițiilor prealabile și efectelor. Un serviciu care are nevoie ca o intrare să fie procesată de către o resursă, formulează această nevoie ca pe o proprietate. În conformitate cu această proprietate, serviciul este legat de o entitate. Prin acțiunile lor, serviciile schimbă proprietățile entităților dintr-o stare inițială (specificată ca precondiție) la o stare dorită (specificată ca efect).

Utilizatorii IoT au acces la resurse din IoT prin intermediul unei interfețe de acces, care se adresează unui Serviciu Web. Detaliile tehnice necesare utilizatorilor pentru a accesa serviciul sunt specificate în descrierea serviciului, care precizează legatura (maparea) dintre entitatea specifică

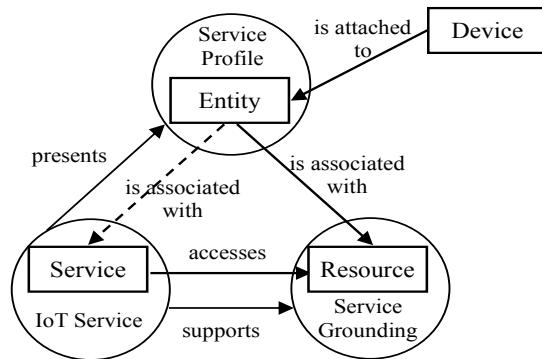


Figura 26: Interacțiuni ale componentelor într-un model de bază de acces IoT.

din domeniu și atributele proprietăților observabile de senzori. Fiecare atribut al entității alocate în profilul serviciului este atribuit unei anumite proprietăți (de exemplu, un anumit tip de măsurare).

6.5.2 Modelare de acces cloud

Valorificarea avantajelor oferite de utilizarea Internetului în efectuarea unor servicii eficiente ar fi incompletă în cazul în care nu s-ar folosi avantajele oferite de tehnologia cloud. Dezvoltarea IoT aduce de asemenea multe aplicații potențiale. Tehnologia cloud permite procesarea datelor pe scară largă și îmbunătățește flexibilitatea ca rezultat al creșterii numărului de rețele conectate de dispozitive IoT și, prin urmare, a cantității mari de informații care trebuie prelucrate. Se urmărește facilitarea accesului în IoT a rețelelor de senzori, astfel încât să transforme infrastructura existentă de detecție în conformitate cu o paradigmă IoT centrată pe prelucrarea în cloud (cloud-centric). În cazul particular de integrare a unei platforme middleware sensibile la context, componentele sale pot fi distribuite în diferite niveluri de abstractizare din cloud, corespunzător tipului de serviciu realizat, aşa cum este ilustrat în Fig. 27, în care sunt prezentate de asemenea și celelalte componente hardware și software ale unei aplicații de control sensibile la context.

1. Nivelul de Servicii pentru senzori (Sensor as a Service — S²aaS) permite accesul la componente hardware (senzori individuali, noduri de rețele de senzori, etichete RFID), printr-o interfață de acces a rețelei senzorului. Senzorii fizici și interfața de comunicare sunt livrate de către furnizorii de senzori.
2. Nivelul de servicii de Infrastructură (Infrastructure as a Service — IaaS) oferă utilizatorilor infrastructurii acces la infrastructura cloud, incluzând rețea, servere, sisteme de operare, stocare. Consumatorii pot astfel implementa și rula un software oarecare pentru aplicații specifice.
3. Nivelul de serviciu Platformă (Platform as a Service — PaaS) permite utilizatorilor să implementeze pe infrastructura cloud aplicațiile achiziționate sau nou create, cu ajutorul unor limbaje de programare familiare, biblioteci, servicii și instrumente oferite de către furnizor. Componenta software a platformei middleware sensibile la context este plasată la acest nivel.
4. Nivelul de servicii Software (Software as a Service — SaaS) furnizează toate programele necesare pentru aplicații, inclusiv cele de mesagerie, management, dezvoltare, și aşa mai departe. Acesta conține, de asemenea, interfețe dedicate pentru interacțiunea cu operatorii umani.

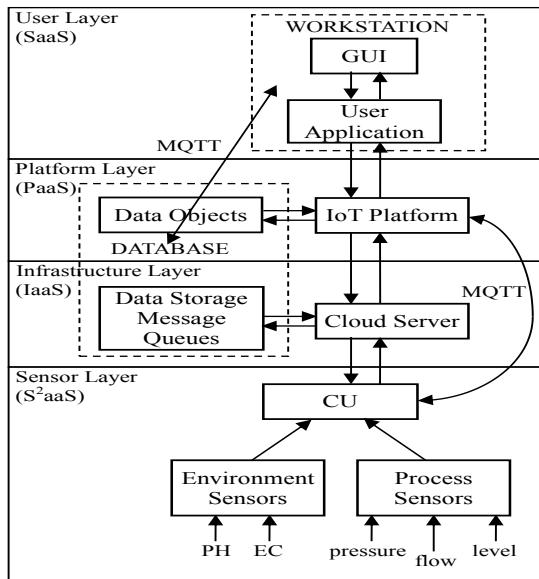


Figura 27: Distribuția unei structuri IoT asociate cu middleware sensibil la context.

6.6 Aplicație în timp real pe platforma Cloud ICIPRO

Sistemul de operare CentOS (disponibil pe Platforma Cloud ICIPRO) permite rularea unor aplicații de timp real. CentOS (Community ENTerprise Operating System) este un sistem de operare GNU/Linux, liber și gratuit, bazat pe Red Hat Enterprise Linux, de la firma Red Hat. Acest sistem de operare a fost dezvoltat pentru a oferi o distribuție gratuită pentru anumite domenii de activitate. CentOS este cea mai populară distribuție GNU/Linux pentru servere Web, deținând o cotă de utilizare de circa 30% dintre serverele Web existente.

CentOS aduce noutăți importante, cum ar fi: suportul pentru sistemul de fișiere ext4, posibilitatea folosirii noilor discuri rapide SSD, îmbunătățiri privind consumul de energie în centrul de date, mecanisme de securitate mai rafinate (securitatea informatică Red Hat fiind certificată internațional la nivelul exigențelor militare), noi interfețe grafice (KDE 4.3), precum și progrese masive în tehnologiile de virtualizare (la nivel de server și la nivel de desktop). Compania Red Hat este unul dintre dezvoltatorii importanți în virtualizare, mai ales pentru centre mari de date și servere pentru aplicații critice.

Distribuția CentOS oferă variante pentru platforme Cloud computing compatibile IBM-PC (Intel/AMD), în arhitecturi de 32 și 64 de biți. CentOS este forma de GNU/Linux aleasă pentru cele mai multe servere Web ce se găsesc acum online; aceasta îl face să fie o distribuție foarte populară, cu documentație bogată și suport ușor de procurat. Din cauza similarității software-ului, documentația oficială Red Hat, disponibilă gratuit la adresa <http://docs.redhat.com/>, este aplicabilă și pentru versiunea corespunzătoare de CentOS.

Nucleul CentOS include multitasking real, memorie virtuală, biblioteci partajate, încarcare de module la cerere (demand loading), executabile partajate, gestiunea optimă a memoriei și rețelele TCP/IP. CentOS este un nucleu monolitic cu încărcare de module. Driverele pentru dispozitive periferice și extensiile de nucleu rulează în mod normal în inelul de bază al arhitecturii, cu acces total la hardware, deși unele rulează în spațiul utilizator. Spre deosebire de nucleele monolitice standard, driverele dispozitivelor se configurează ușor ca module și se încarcă sau se descarcă în timpul rulării sistemului. De asemenea, ele dispun de posibilitatea de preempțuire (pot fi pre-empted) în anumite

condiții. Această caracteristică de timp real a fost adăugată pentru a trata întreruperile hardware corect, și pentru a îmbunătăți suportul pentru multiprocesare simetrică. Preemptiunea îmbunătășește latența, crescând viteza de răspuns și făcând CentOS potrivit pentru aplicații de timp real. Dintre facilitățile oferite de sistemul de operare CentOS menționăm semafoarele și memoriile partajate, folosite în aplicațiile în timp real. Aplicațiile în timp real se bazează pe diverse mecanisme de control a concurenței, oferite de sistemul de operare.

Semafor. Conceptul de semafor a fost introdus de cercetătorul olandez Edsger Wybe Dijkstra, pentru a facilita sincronizarea proceselor, prin protejarea secțiunilor critice și asigurarea accesului exclusiv la resursele pe care procesele le utilizează. Un *semafor* reprezintă o variabilă partajată, care permite sau interzice accesul unui proces la o resursă comună. Secțiunile critice sunt secvențe de instrucțiuni care pot genera erori sau conflicte și a căror execuție de către mai multe procese trebuie controlată.

În CentOS, noțiunea de semafor a fost generalizată prin posibilitatea de a executa mai multe operații simultan asupra unui obiect, fără a prejudicia rezultatul real. Astfel, se poate lucra cu mulțimi de semafoare care sunt descrise de structuri de date ce conțin o altă structură reprezentând permisiunile proceselor la semafore, un pointer la primul semafor din set, momentul de timp la care a avut loc ultima operație asupra setului de semafoare. Accesul unui proces la un set de semafoare este controlat, deoarece doar procesele cu anumite caracteristici au dreptul să modifice semafoarele.

Monitor. Un *monitor* este o construcție specială de timp real, cu un tip de date abstract. Scopul său principal este de a încapsula variabilele partajate și operațiile asupra acestora. Astfel, toate secțiunile critice sunt concentrate în această structură la care, la un moment dat, are acces unul singur dintre task-uri. Secțiunile critice sunt extrase din task-urile obișnuite și devin proceduri sau funcții ale monitorului.

Memorii partajate. *Memoria partajată* reprezintă un spațiu comun de memorie, care poate fi accesat simultan de mai multe procese (taskuri) din sistem. Procesele din sistem pot comunica prin datele memorate în spațiul unic de memorie partajată. Utilizarea unui spațiu unic de memorie poate conduce la conflicte de acces la memorie, în lipsa unor mecanisme de control, atunci când mai multe procese încearcă să utilizeze aceeași zonă de memorie sau când doresc să utilizeze o variabilă partajată la care un alt proces are acces exclusiv.

Pentru a preveni situații de conflict este necesar ca actualizarea valorii unei variabile partajate să se realizeze ca o operație atomică, care nu poate fi întreruptă de către un alt proces, care dorește să acceseze aceeași zonă de memorie partajată. Cel de-al doilea proces va putea actualiza variabila globală asociată zonei de memorie partajată, doar după ce primul proces a eliberat zona respectivă de memorie. Serializarea accesului la variabilele partajate se obține prin implementarea mecanismelor de excludere mutuală. Pentru actualizarea în siguranță a unei variabile globale este necesar ca operația respectivă să se execute într-o secțiune critică. Procesul care intră în secțiunea critică are dreptul exclusiv de a accesa variabila partajată asociată secțiunii respective. Atât timp cât procesul execută secțiunea critică, toate celelalte procese concurente nu vor avea dreptul să acceseze variabila partajată respectivă.

Aplicație. În cadrul proiectului a fost realizat un sistem compus din mai multe procese, care comunică prin intermediul unei zone de memorie partajată. Pentru asigurarea consistenței datelor, zona de memorie partajată a fost protejată de un sistem de semafoare.

Primul proces modelează un Sistem industrial neliniar, cu timp mort. Acest proces are niște mărimi de intrare (U) și niște mărimi de ieșire (Y), mărimi stocate în zona de memorie partajată. Procesul citește în buclă datele de intrare (U), calculează datele de ieșire (Y) și le depune în câmpuri separate ale zonei de memorie partajată.

Un al doilea proces reprezintă Regulatorul, care citește în buclă, din memoria partajată, datele de la un sumator (E), calculează niște mărimi de comandă și le stocheză în zona de memorie partajată, care reprezintă datele de intrare ale primului proces (U).

Al treilea proces este un Sumator, care citește (din zona de memorie partajată) datele de la procesul care stabilește valoarea mărimii de Referință (R), face diferență cu datele de ieșire de la primul proces (Y) și le stocheză ca mărimi de intrare pentru procesul Regulator.

Procesul Referință preia datele de la un operator sau simulează niște valori pentru mărimile de referință și le memorează în zona de memorie partajată.

Această aplicație modelează comportarea unui sistem de reglare. Aplicația dispune de posibilitatea ca mărimile de referință să fie introduse de pe un alt calculator, aflat la distanță. Pentru ca datele să fie transmise în timp real, comunicația se realizează prin intermediul unor socket-uri. În plus, aplicația dispune de două procese, care pot afișa numeric sau grafic evoluția mărimilor din proces, acestea având posibilitatea să acceseze zona de memorie partajată.

7 Concluzii

Prezentarea făcută în acest raport dovedește că obiectivele propuse pentru această etapă a proiectului, Etapa III, au fost atinse. Toate cele cinci activități prevăzute au fost efectuate. Investigațiile întreprinse sunt foarte utile pentru realizarea etapei finale.

Implementarea aplicațiilor de conducere automată avansată a proceselor industriale necesită uzuale resurse sporite de stocare și execuție. Raportul a prezentat o aplicație bazată pe cloud care îi permite unui utilizator să aibă acces la diferite strategii de conducere folosind o interfață web și să beneficieze de regulatoare virtualizate, care să execute acei algoritmi și să trimită comenzi dispozitivelor din proces. Raportul a definit cum modulele implementând aceste noi servicii pot fi interconectate. Abordarea inovativă prezentată presupune virtualizarea unor “baze de date” de regulatoare de proces și îi conferă inginerului automatist dintr-o întreprindere industrială accesul la strategii avansate de modelare, optimizare și conducere, implementate ca funcții bloc IEC 61499.

Bibliografie

- [1] V. Aggarwal, M. Mao, and U. M. O'Reilly. A self-tuning analog proportional-integral-derivative (PID) controller. In *First NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems (AHS'06)*, pages 12–19, June 2006.
- [2] Q. Bay. Analysis of particle swarm optimization algorithm. *Computer and Information Science*, 3(1):180–184, 2010.
- [3] P. Benner, V. Sima, and M. Voigt. Algorithm 961: Fortran 77 subroutines for the solution of skew-Hamiltonian/Hamiltonian eigenproblems. *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, 42(3):1–26, June 2016.
- [4] C. Bischof, P. Khademi, A. Mauer, and A. Carle. Adifor 2.0: Automatic differentiation of Fortran 77 programs. *IEEE Computational Science and Engineering*, 3(3):18–32, 1996.
- [5] M. E. Campbell and N. R. Ahmed. Distributed data fusion: Neighbors, rumors, and the art of collective knowledge. *IEEE Control Syst. Mag.*, 36(4):83–109, 2016.
- [6] A. O. Castro, U. H. Bezerra, J. C. Leite, and M. S. S. Azevedo. Methodology proposal for multicriteria optimization using NSGA-II in industrial applications. In *2014 11th IEEE/IAS International Conference on Industry Applications*, pages 1–8, Dec 2014.

- [7] O. Chenaru, A. Stanciu, D. Popescu, G. Florea, V. Sima, and R. Dobrescu. Modeling complex industrial systems using cloud services. In *Proceedings of The 20th International Conference on Control Systems and Computer Science (CSCS20)*, May 27–29, 2015, Bucharest, Romania, pages 565–571, 2015.
- [8] A. Chlipala. Ur/Web: A simple model for programming the Web. *Communications of the ACM*, 59(8):93–100, 2016.
- [9] M. Debruyne and T. Verdonck. Robust kernel principal component analysis and classification. *Advances in Data Analysis and Classification*, 4(2-2):151–167, 2010.
- [10] T. Dumitrescu, R. Popescu, and R. Dobrescu. Design of an intelligent system for disasters management. In *Proceedings of the WSEAS International Conference on Mathematical Models and Computational Methods (MMMAS 2015)*, October 17–19, 2015, Agios Nikolaos, Crete, Greece, pages 128–133, 2015.
- [11] A. Fayoumi. Performance evaluation of a cloud based load balancer severing Pareto traffic. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 32(1):28–34, 2011.
- [12] Z.-L. Gaing. A particle swarm optimization approach for optimum design of PID controller in AVR system. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 19(2):384–391, June 2004.
- [13] H. Gao, J. Liu, Y. Liu, Z. Wei, S. Huang, F. Zhang, and X. Li. A robust model for multistage distribution network planning. In *2015 International Symposium on Smart Electric Distribution Systems and Technologies (EDST)*, pages 37–41, Sept 2015.
- [14] H. Gou, Y. Jing, and Y. Zhao. Query interface classification based on singular value decomposition. In *8th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)*, 12–13 Dec., volume 1, pages 572–575. IEEE, 2015.
- [15] J. Grover and S. Katiyar. Agent based dynamic load balancing in cloud computing. In *2013 International Conference on Human Computer Interactions (ICHCI)*, pages 1–6, Aug 2013.
- [16] H. M. Hanisch, M. Hirsch, D. Missal, S. Preube, and C. Gerber. One decade of IEC 61499 modeling and verification — results and open issues. In *13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing*, Moscow, Russia, volume 42, pages 211–216, 2009.
- [17] N. Haryani and D. Jagli. Dynamic method for load balancing in cloud computing. *IOSR Journal of Computer Engineering*, 16(4):23–28, 2014.
- [18] A. Jagga. Amazon elastic cloud — the complete reference. *International Journal of Technology Enhancements and Emerging Engineering Research*, 1(1):1–4, 2013.
- [19] J. S. R. Jang. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3):665–685, May 1993.
- [20] J. Kennedy and R. Eberhart. Particle swarm optimization. In *Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks*, Perth, Australia, volume IV, pages 1942–1948, 1995.
- [21] J. Kiljander, A. D’elia, F. Morandi, P. Hyttinen, J. Takalo-Mattila, A. Ylisaukko-Oja, J. P. Soininen, and T. S. Cinotti. Semantic interoperability architecture for pervasive computing and Internet of Things. *IEEE Access*, 2:856–873, 2014.
- [22] M. Mardani and G. B. Giannakis. Robust network traffic estimation via sparsity and low rank. In *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pages 4529–4533, May 2013.
- [23] N. Mastronardi, D. Kressner, V. Sima, P. Van Dooren, and S. Van Huffel. A fast algorithm for subspace state-space system identification via exploitation of the displacement structure. *J. Comput. Appl. Math.*, 132(1):71–81, 2001.
- [24] M. Nasri, H. Nezamabadi-pour, and M. Maghfoori. A PSO-based optimum design of PID controller for a linear brushless DC motor. In *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, volume 26, pages 211–215, 2007.
- [25] O. Rohat and D. Popescu. Web system for the remote control and execution of an IEC 61499 application. *Studies in Informatics and Control*, 23(3):297–306, 2014.
- [26] J. Schoukens, M. Vaes, and R. Pintelon. Linear system identification in a nonlinear setting. *IEEE Control Syst. Mag.*, 36(3):38–69, June 2016.
- [27] V. Sima. Fast numerical algorithms for Wiener systems identification. In V. Barbu, I. Lasiecka, D. Tiba, and C. Varsan, editors, *Analysis and Optimization of Differential Systems*, pages 375–386, Boston/Dordrecht/London, 2003. Kluwer Academic Publishers.
- [28] V. Sima. Performance investigation of SLICOT Wiener systems identification toolbox. In P. Van den Hof, B. Wahlberg, and S. Weiland, editors, *Proceedings of The 13th IFAC Symposium on System Identification, SYSID 2003*, August 27–29, 2003, Rotterdam, The Netherlands, pages 1345–1350. Omnipress, 2003.

- [29] V. Sima. Efficient data processing for subspace-based multivariable system identification. In *Proceedings of IFAC Workshop on Adaptation and Learning in Control and Signal Processing (ALCOSP 2004), and IFAC Workshop on Periodic Control Systems (PSYCO 2004)*, August 30th – September 1st, 2004, Yokohama, Japan, pages 871–876, 2004.
- [30] V. Sima. Computational experience with a modified Newton solver for continuous-time algebraic Riccati equations. In J.-L. Ferrier, O. Gusikhin, K. Madani, and J. Sasiadek, editors, *Informatics in Control Automation and Robotics*, volume 325 of *Lecture Notes in Electrical Engineering*, chapter 3, pages 55–71. Springer International Publishing, 2015.
- [31] V. Sima and P. Benner. Fast system identification and model reduction solvers. In B. Andrievsky and A. Fradkov, editors, *Proceedings of the 9th IFAC Workshop “Adaptation and Learning in Control and Signal Processing” (ALCOSP 2007)*, August, 29–31, 2007, Saint Petersburg, Russia. Curran Associates, Inc., 2007.
- [32] V. Sima, D. M. Sima, and S. Van Huffel. High-performance numerical algorithms and software for subspace-based linear multivariable system identification. *J. Comput. Appl. Math.*, 170(2):371–397, 2004.
- [33] V. Sima and S. Van Huffel. Performance investigation of SLICOT system identification toolbox. In *Proceedings of the European Control Conference, ECC 2001*, 4–7 September, 2001, Seminário de Vilar, Porto, Portugal, pages 3586–3591, 2001.
- [34] A. Skowroński and J. Werewka. A quality attributes approach to defining reactive systems solution applied to cloud of sensors. In *2015 Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, pages 789–795, Sept 2015.
- [35] M. Sorouri, S. Patil, and V. Vyatkin. Distributed control patterns for intelligent mechatronic systems. In *Proceedings of the 2012 10th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, 25–27 July 2012, Beijing, China, pages 259–264. IEEE, 2012.
- [36] P. Tabaghi and M. Azimi-Sadjadi. Class-preserving manifold learning for detection and classification. In *2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 12–17 July, pages 1–6. IEEE, 2015.
- [37] J. Wang, Y. Zhou, K. Duan, J. J.-Y. Wang, and H. Bensmai. Supervised cross-modal factor analysis for multiple modal data classification. In *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 9–12 Oct., pages 1882–1888, Hong Kong, 2015.
- [38] C. h. Yang and V. Vyatkin. Design and validation of distributed control with decentralized intelligence in process industries: A survey. In *2008 6th IEEE International Conference on Industrial Informatics*, pages 1395–1400, July 2008.
- [39] C. h. Yang and V. Vyatkin. Transformation of Simulink models to IEC 61499 function blocks for verification of distributed control systems. *Control Engineering Practice*, 20(12):1259–1269, 2012.
- [40] L. H. Yoong, P. S. Roop, Z. E. Bhatti, and M. M. Y. Kuo. IEC 61499 in a nutshell. In *Model-Driven Design Using IEC 61499*, page 1733. Springer International Publishing, 2015.