

RAPORTARE ȘTIINȚIFICĂ INTERMEDIARĂ A CONTRACTULUI PN-III-P1-1.1-PD-2019-0637
privind implementarea proiectului în perioada ianuarie – august 2022

A. Sinteză generală asupra etapei a doua a proiectului

Echipa de cercetare și rolurile membrilor care au desfășurat activități de cercetare în cadrul Etapei a 3-a a proiectului intitulat “*Regulatoare de tip data-driven dedicate sistemelor de aliaje cu memoria forme*”, acronim: DDcSMA_{sys}, contract de finanțare nr. PD 41 / 2020, cod depunere PN-III-P1-1.1-PD-2019-0637, <http://www.aut.upt.ro/~raul.roman/PD2019.html>, este compusă din: As. Dr. Ing. Raul-Cristian ROMAN având calitate de director de proiect și Prof. Dr. Ing. Stefan PREITL având calitate de mentor.

Etapa a 3-a - Diseminarea rezultatelor prin publicarea acestora în revistele din domeniu cu factor de impact precum: IEEE Transactions on Industrial Informatics (red zone (Q1)), IEEE Transactions on Control Systems Technology (red zone (Q1)), IET Control Theory & Applications (red zone (Q1)), International Journal of General Systems (yellow zone (Q2)), și a conferințelor academice internaționale precum: American Control Conference (ACC 2021), 29th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED 2021), European Control Conference (ECC 2021). Rezolvarea problemelor legate de managementul proiectului..

Principalele obiective urmărite în cadrul celei de-a 3-a etate ce s-a desfășurat în perioada 01.01.2022 – 16.08.2022 au fost realizate conform planului de activitate și sunt grupate în

- **Activitatea 2.2** - Propunerea unui nou mecanism pentru garantarea stabilității SRA cu regulatoare neliniare de tip data-driven utilizând metode diferite de stabilitate.
- **Activitatea 2.3** - Implementarea, testarea, verificarea și validarea regulatoarelor neliniare bazate pe data-driven prin simulări și rezultate experimentale pe echipamente de laborator în legătură cu SMA.
- **Activitatea 3.1** Implementarea și testarea regulatoarelor de tip data-driven propuse folosind modele matematice care simulează comportamentul proceselor disponibile pentru partenerii noștri din industrie.
- **Activitatea 3.2** Validarea regulatoarelor propuse către partenerii noștri externi.
- **Activitatea 4.1** Diseminarea rezultatelor prin publicarea acestora într-una din revistele de top din domeniu precum IEEE Transactions on Industrial Informatics (zona roșie (Q1)), IEEE Transactions on Control Systems Technology (zona roșie (Q1)), IET Control Theory & Applications (zona roșie (Q1)), International Journal of General Systems (zona galbenă (Q2)).
- **Activitatea 4.2** Valorificarea rezultatelor prin participarea cu lucrare la o conferință internațională de specialitate cu vizibilitate ridicată, indexate în Clarivate Analytics Web of Science precum: American Control Conference (ACC 2021), 29th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED 2021) sau European Control Conference (ECC 2021).
- **Activitatea 4.3** Îmbunătățirea continuă a parteneriatelor internaționale cu noi parteneri.
- **Activitatea 4.4** Continuarea colaborării cu partenerii industriali menționați anterior.
- **Activitatea 5.1** Realizarea unei analize SWOT a calității muncii împreună cu mentorul. Rezolvarea punctelor slabe și a amenințărilor identificate.
- **Activitatea 5.2** Asigurarea managementului extern al proiectului prin colaborarea cu alte echipe de cercetare din domeniul de cercetare bazat pe reglare, care au preocupări similare (Cluj, București, Iași, Timișoara, Craiova) prin audit extern. Rezolvarea tuturor punctelor slabe și a amenințărilor identificate.
- **Activitatea 5.3** Pregătirea rapoartelor pentru documentarea activităților.

Activitatea 2.2 a presupus studiul și validarea unui mecanism pentru garantarea stabilității SRA cu regulatoare neliniare de tip data-driven utilizând metode diferite de stabilitate. Activitatea 2.3 a presupus implementarea, testarea, verificarea și validarea regulatoarelor neliniare bazate pe data-driven prin simulări și rezultate experimentale pe standul de laborator de tip SMA, dar și pe echipamente de laborator în legătură cu SMA. Detaliile sunt prezentate în cadrul secțiunii B, iar rezultatele au fost valorificate prin lucrări științifice de conferință și revistă care au fost acceptate spre publicare și urmează a fi indexate în *Clarivate Analytics Web of Science*, iar celelalte lucrări transmise se află în faza de recenzie.

Activitățile 3.1 și 3.2 au presupus Implementarea și testarea regulatoarelor de tip data-driven propuse folosind modele matematice care simulează comportamentul proceselor disponibile pentru partenerii noștri din industrie și validarea regulatoarelor amintite anterior către partenerii noștri externi. Această activitate a fost și va

fi în continuare îndeplinită de către partenerii noștri externi, coautori în majoritatea lucrărilor științifice de conferință și revistă care au fost acceptate spre publicare și urmează a fi indexate în *Clarivate Analytics Web of Science*, iar celelalte lucrări transmise se află în faza de recenzie, detaliile fiind prezentate în cadrul secțiunii B.

Activitățile 4.1, 4.2, 4.3 și 4.4 au presupus diseminarea și valorificarea rezultatelor publicarea acestora cu lucrare la conferințe internaționale de specialitate cu vizibilitate ridicată, indexate în *Clarivate Analytics Web of Science* și prin publicarea acestora într-una din revistele de top din domeniu clasificate în zona roșie (Q1) sau zona galbenă (Q2). Prin publicarea lucrărilor în reviste de top indexate în *Clarivate Analytics Web of Science* a fost asigurată continuarea colaborării cu partenerii industriali, iar în cadrul conferințelor internaționale de specialitate cu vizibilitate ridicată au fost stabilite noi posibile parteneriate internaționale cu parteneri din mediile academice și industriale.

Activitățile 5.1, 5.2 și 5.2 au presupus rezolvarea punctelor slabe și a amenințărilor prin realizarea unei analize SWOT a calității muncii împreună cu mentorul, asigurarea managementului extern al proiectului prin colaborarea cu alte echipe de cercetare din domeniul de cercetare bazat pe reglare și pregătirea rapoartelor pentru documentarea activităților.

Livrabilele proiectului pentru anul **2022** sunt următoarele:

- Raport de cercetare.
- 11 lucrări publicate: [D1]–[D11].
- 4 lucrări [D1]–[D4] publicate în reviste indexate în *Clarivate Analytics Web of Science* (cu una din denumirile anterioare *ISI Web of Knowledge*) cu factor de impact.
- 1 lucrare [D11] publicată în volum de conferință indexată în baze de date internaționale (*IEEE Xplore*, *INSPEC*, *Scopus*, *DBLP*).
- 4 lucrări [D7]–[D10] prezentate în cadrul conferințelor a cărui volum va fi indexat în baze de date internaționale (*IEEE Xplore*, *INSPEC*, *Scopus*, *DBLP*).
- 2 lucrări [D5]–[D6] acceptate pentru a fi susținute în cadrul conferințelor a cărui volum va fi indexat în baze de date internaționale (*IEEE Xplore*, *INSPEC*, *Scopus*, *DBLP*).
- Factor de impact cumulat al lucrărilor publicate conform 2021 *Journal Citation Reports (JCR)* publicat de *Clarivate Analytics* în 2022 = 23.723.
- Reviste cu factor de impact ridicat în care au fost publicate lucrările: *Facta Universitatis, Series: Mechanical Engineering*, *International Journal of Computers Communications & Control*, *Information Sciences*.
- Conferințe cu vizibilitate ridicată în volumele cărora au fost publicate lucrările: 1st *IFAC Workshop on Control of Complex Systems*, 6th *IEEE Conference on Control Technology and Applications*, 2020 *IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, 2022 *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, 2022 9th *International Conference on Computers Communications and Control*, 6th *IFAC Conference on Intelligent Control and Automation Sciences*, *Procedia Computer Science*.

Remarci:

- Studiul bibliografic menționat în secțiunea B este detaliat în secțiunea C, iar rezultatele obținute pe parcursul lunilor ianuarie – august 2022 sunt detaliate în secțiunea D.
- Lucrările științifice publicate conțin atât rezultate de simulare cât și experimente, validările au fost realizate pe standul de laborator de tip aliajele cu memoria formei (engl. *shape memory alloy – SMA*) din Fig. 1, dar și pe echipamente de laborator cu elemente de execuție bazate pe SMA; acestea fiind detaliate în cadrul secțiunii D.

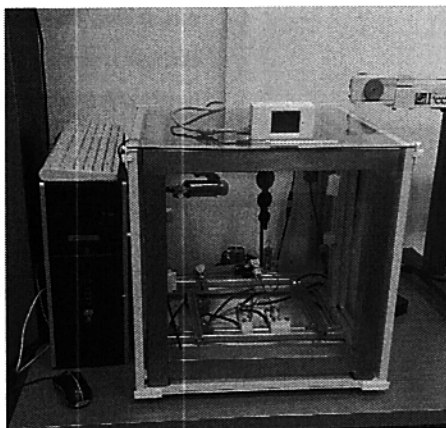


Fig. 1 Standul de laborator de tip aliajele cu memoria formei (engl. shape memory alloy – SMA).

- Algoritmul data-driven MFAC
- Rezultatele obținute apar în pagina web a proiectului: <http://www.aut.upt.ro/~raul.roman/PD2019.html>.

B. Dezvoltarea cadrului teoretic ce permite dezvoltarea și implementarea soluțiilor de reglare cu regulatoare de tip data-driven

Aliajele cu memoria formei (engl. shape memory alloy – SMA) [1]-[5] sunt cunoscute ca fiind materiale metalice, numite și “materiale inteligente”, avantajul principal a acestor materiale este că sunt silențioase, iar ele acționează prin contracție asemănător mușchilor umani [6], ceea ce le face utile precum elemente de execuție din componența sistemelor de reglare automată (SRA). Standurile de tip SMA sunt proiectate atât în scop didactic pentru a demonstra comportamentul SMA și pentru a învăța despre elementele de execuție bazate pe SMA, cât și în scop științific pentru a evidenția comportamentul neliniar al SMA, pentru a determina modelul matematic aferent și a proiecta regulatoare pentru reglarea poziției.

Dezavantajele SMA sunt eficiența energetică scăzută, lățimea de bandă redusă datorită vitezei de răcire lentă a aerului și dificultatea de garantare a erorii de reglare staționare nule. O alternativă față de regulatoarele clasice este reprezentată de regulatoarele de tip data-driven (RgDD) [7]-[18], care în prezent reprezintă un subiect de interes atât în mediul științific cât și în industrie. Avantajul RgDD este acela că ele folosesc doar datele de intrare/ieșire ale procesului condus (PC), iar această caracteristică este utilă atunci când modelul matematic al PC este complex sau identificarea sa este foarte dificilă. Acesta este motivul principal al interesului ridicat pentru regulatoarele neliniare ai căror parametri sunt obținuți utilizând datele de intrare/ieșire al PC [7]-[18]. Alte tehnici de reglare folosite pentru conducerea proceselor bazate pe SMA sunt regulatoarele bazate pe logica fuzzy [19]-[21].

Realizările din linie ianuarie – august din anul 2022 din punct de vedere a cercetării au presupus validarea prin intermediul experimentelor pe standul de laborator de tip SMA a algoritmilor de tip data-driven și compararea rezultatelor obținute. Conform [D5] și [D6] algoritmii de tip data-driven Active Disturbance Rejection Control (ADRC), Model-Free Adaptive Control (MFAC), Model-Free Control (MFC), Virtual Reference Feedback Tuning (VRFT) și Iterative Feedback Tuning (IFT) au fost validați prin experimente pe echipamentul de laborator de tip SMA. Studiul comparativ între ADRC, MFAC și MFC a fost realizat în [D6], iar studiul comparativ dintre VRFT și IFT a fost realizat în [D5]. Scopul studiului comparativ a fost acela de a determina care sunt avantajele și dezavantajele utilizării algoritmilor de tip data-driven amintiți mai sus pe standul de laborator de tip SMA. Parametrii algoritmilor de tip data-driven au fost determinați optimal rezolvând o problemă de optimizare prin intermediul unor algoritmi metaeuristici precum Grey Wolf Optimizer (GWO) și African Vultures Optimization Algorithm (AVOA). Pentru a avea un studiu comparativ corect, două studii de caz au fost propuse, fără și cu aplicarea unui set de perturbații aditive aplicate la ieșirea procesului.

- Algoritmul data-driven ADRC

Algoritmul data-driven ADRC de ordinul al doilea este proiectat pornind de la procesul de tip Single Input-Single Output (SISO) [D6], [12], [14], [15], [22]-[24]

$$\tau^2 \ddot{y}(t_c) + 2\omega\tau \dot{y}(t_c) + y(t_c) = k u(t_c) + \eta(t_c), \quad (1)$$

unde t_c este indicele pentru timp continuu, $\tau \in \mathfrak{R}$ este perioada naturală de oscilație a procesului, $y(t_c) \in \mathfrak{R}$ este ieșirea reglată a procesului, $\omega \in \mathfrak{R}$ este factorul de amortizare a procesului, $u(t_c) \in \mathfrak{R}$ este intrarea (comanda) procesului, $k \in \mathfrak{R}$ este un parametru al procesului, iar $\eta(t_c) \in \mathfrak{R}$ reunește dinamica și perturbațiile nemodelate ale procesului și dinamica necunoscută. Notățiile introduse sunt $a = k/\tau^2$ și $a = a_0 + \Delta a$ în care parametrii $a_0 \in \mathfrak{R}$ și $\Delta a \in \mathfrak{R}$ sunt estimata cunoscută și eroarea de modelare necunoscută, iar modelul procesului din relația (1) devine

$$\ddot{y}(t_c) = -2\omega\dot{y}(t_c)/\tau - y(t_c)/\tau^2 + \eta(t_c)/\tau^2 + a_0u(t_c) + \Delta a u(t_c). \quad (2)$$

Expresia termenului perturbator $f(t) \in \mathfrak{R}$ constă în perturbări necunoscute extrase din relația (2) este

$$f(t_c) = -2\omega\dot{y}(t_c)/\tau - y(t_c)/\tau^2 + \eta(t_c)/\tau^2 + \Delta a u(t_c), \quad (3)$$

după înlocuirea termenului perturbator în ecuația procesului SISO clasic din relația (1), se obține un proces dublu integrator perturbat [D6], [12], [14], [15], [22]-[24]

$$\ddot{y}(t_c) = a_0u(t_c) + f(t_c). \quad (4)$$

Având în vedere relația (4), ce reprezintă modelul dublu integrator pe stare perturbat care este determinat luând în considerare că $x_1(t_c) = y(t_c)$, $x_2(t_c) = \dot{y}(t_c)$ și $x_3(t_c) = f(t_c)$ sunt variabilele de stare (*engl. extended Luenberger state observer – ELSO*) este implementat pentru a estima valoarea termenului perturbator considerând $u(t_c) \in \mathfrak{R}$ intrarea (comanda) procesului și $y(t_c) \in \mathfrak{R}$ ieșirea reglată a procesului ca fiind intrări. Ieșirile ELSO $\hat{x}_1(t_c)$, $\hat{x}_2(t_c)$ și $\hat{x}_3(t_c)$ sunt folosite pentru a estima $y(t_c)$, $\dot{y}(t_c)$ și $f(t_c)$. Estimata variabilelor de stare este determinată folosind $\mathbf{L} = [l_1 \ l_2 \ l_3]^T \in \mathfrak{R}^3$ ca parametru al observatorului. După realizarea înlocuirilor, modelul dinamic al ELSO devine [D6], [12], [14], [15], [22]-[24]

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{\hat{x}}_1(t_c) \\ \dot{\hat{x}}_2(t_c) \\ \dot{\hat{x}}_3(t_c) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_1(t_c) \\ \hat{x}_2(t_c) \\ \hat{x}_3(t_c) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ a_0 \\ 0 \end{bmatrix} u(t_c) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \dot{f}(t_c), \\ y(t_c) &= [1 \ 0 \ 0] \begin{bmatrix} \hat{x}_1(t_c) \\ \hat{x}_2(t_c) \\ \hat{x}_3(t_c) \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (5)$$

în care indicele superior T reprezintă transpusa matricei.

În cele ce urmează un observator pe stare de tip Luenberger (*engl. extended Luenberger state observer – ELSO*) este implementat pentru a estima valoarea termenului perturbator considerând $u(t_c) \in \mathfrak{R}$ intrarea (comanda) procesului și $y(t_c) \in \mathfrak{R}$ ieșirea reglată a procesului ca fiind intrări. Ieșirile ELSO $\hat{x}_1(t_c)$, $\hat{x}_2(t_c)$ și $\hat{x}_3(t_c)$ sunt folosite pentru a estima $y(t_c)$, $\dot{y}(t_c)$ și $f(t_c)$. Estimata variabilelor de stare este determinată folosind $\mathbf{L} = [l_1 \ l_2 \ l_3]^T \in \mathfrak{R}^3$ ca parametru al observatorului. După realizarea înlocuirilor, modelul dinamic al ELSO devine [D6], [12], [14], [15], [22]-[24]

$$\begin{aligned} \underbrace{\begin{bmatrix} \dot{\hat{x}}_1(t_c) \\ \dot{\hat{x}}_2(t_c) \\ \dot{\hat{x}}_3(t_c) \end{bmatrix}}_{\hat{\mathbf{x}}(t_c)} &= \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}_c} \underbrace{\begin{bmatrix} \hat{x}_1(t_c) \\ \hat{x}_2(t_c) \\ \hat{x}_3(t_c) \end{bmatrix}}_{\hat{\mathbf{x}}(t_c)} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ a_0 \\ 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{B}_c} u(t_c) + \underbrace{\begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ l_3 \end{bmatrix}}_{\mathbf{L}} (y(t_c) - \hat{y}(t_c)) \\ \hat{y}(t_c) &= \underbrace{[1 \ 0 \ 0]}_{\mathbf{C}} \underbrace{\begin{bmatrix} \hat{x}_1(t_c) \\ \hat{x}_2(t_c) \\ \hat{x}_3(t_c) \end{bmatrix}}_{\hat{\mathbf{x}}(t_c)}. \end{aligned} \quad (6)$$

ELSO în timp discret este obținut după aplicarea discretizării de tip zero-order hold [D6], [12], [14], [15], [22]-[24]

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1(t_d+1) \\ \hat{x}_2(t_d+1) \\ \hat{x}_3(t_d+1) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1-l_1 & T_s & 0.5T_s^2 \\ -l_2 & 1 & T_s \\ -l_3 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{A_d} \begin{bmatrix} \hat{x}_1(t_d) \\ \hat{x}_2(t_d) \\ \hat{x}_3(t_d) \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} 0.5b_0T_s^2 & l_1 \\ a_0T_s & l_2 \\ 0 & l_3 \end{bmatrix}}_{B_d} \begin{bmatrix} u(t_d) \\ y(t_d) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\hat{y}(t_d) = C \begin{bmatrix} \hat{x}_1(t_d) \\ \hat{x}_2(t_d) \\ \hat{x}_3(t_d) \end{bmatrix}^T,$$

în care t_d este indicele pentru timp discret, iar T_s este perioada de eşantionare. Legea de reglare în timp discret aferentă algoritmului data-driven ADRC este [D6], [12], [14], [15], [22]-[24]

$$u(t_d) = K_1 \underbrace{(y^*(t_d) - \hat{x}_1(t_d))}_{\hat{e}(t_d)} + K_2 \underbrace{(\Delta y^*(t_d) - \hat{x}_2(t_d))}_{\Delta \hat{e}(t_d)} - \hat{x}_3(t_d)/a_0 = K_1 \hat{e}(t_d) + K_2 \Delta \hat{e}(t_d) - \hat{x}_3(t_d)/a_0, \quad (8)$$

care poate fi considerată ca un regulator PD modificat, în care parametrii K_1 and K_2 ai legii de reglare ADRC sunt determinați conform [D6], [12], [14], [15], [22]-[24], $y^*(t_d)$ este vectorul referințelor ce este aplicat sistemului de reglare automată, $\Delta \hat{e}(t_d) = \hat{e}(t_d) - \hat{e}(t_d - 1)$ este incrementul estimatei erorii de urmărire, iar $\Delta y^*(t_d) = y^*(t_d) - y^*(t_d - 1)$ este incrementul traiectoriei de referință [D6], [12], [14], [15], [22]-[24].

Conform [D6], [24] și [25] stabilitatea sistemului de reglare automată cu regulatorul data-driven ADRC de ordinul al doilea este garantată dacă o funcție Lyapunov există astfel încât este îndeplinită o inegalitate, în care derivatele parțiale ale funcției Lyapunov sunt mai mici decât un parametru selectat de către proiectant. După aceea, o altă inegalitate este satisfăcută dacă o perturbație este folosită, atunci sistemul perturbat va rămâne asimptotic stabil.

Schema bloc a sistemului de reglare automată cu regulator data-driven ADRC de ordinul al doilea este prezentată în Fig. 2.

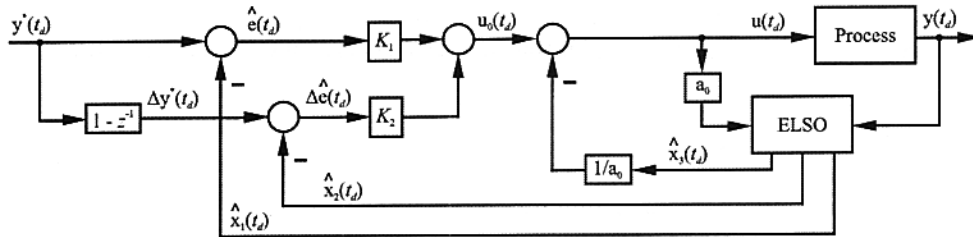


Fig. 2. Schema bloc a sistemului de reglare automată cu regulator data-driven ADRC de ordinul al doilea [D6].

- Algoritmul data-driven MFAC

Cea mai utilizată variantă a algoritmului data-driven MFAC este Compact Form Dynamic Linearization (CFDL), conform [D6], [26]-[29], algoritmul data-driven MFAC este dezvoltat pornind de la modelul nelinier al procesului în timp discret

$$y(t_d+1) = f(y(t_d), \dots, y(t_d - \eta_y), u(t_d), \dots, u(t_d - \eta_u)), \quad (9)$$

în care $y(t_d) \in \mathfrak{R}$ și $u(t_d) \in \mathfrak{R}$ au aceeași semnificație ca și în cazul precedent, $f: \mathfrak{R}^{n_y+n_u+2} \rightarrow \mathfrak{R}$ este o funcție nelinieră vectorială de variabilă vectorială; funcția f este necunoscută, în care derivatele sale parțiale în raport cu intrarea (comanda) se presupun a fi continue, indicii superiori n_y and n_u sunt ordinele necunoscute ale procesului [D6], [26]-[29].

Algoritmul data-driven MFAC se concentrează pe Φ , un element scalar cunoscut sub denumirea de derivată pseudoparțială (Pseudo-Partial Derivative, PPD) care există astfel încât modelul procesului nelinier în timp discret din relația (9) să poată fi utilizat pentru a obține următorul model al algoritmului MFAC [D6], [26]-[29]

$$\Delta y(t_d+1) = \Phi(t_d) \Delta u(t_d), \quad (10)$$

considerând că modelul procesului nelinier în timp discret din relația (9) este generalizat în sens Lipschitz, adică $\|\Delta y(t_d+1)\| \leq b \|\Delta u(t_d)\|$ pentru fiecare t_d fix, și $\|\Delta u(t_d)\| \neq 0$, considerând că $|\Phi(t_d)| \leq b$, $\Delta y(t_d+1) = y(t_d+1) - y(t_d)$, $\Delta u(t_d) = u(t_d) - u(t_d-1)$, și $b = \text{const} > 0$ [D6], [26]-[29].

Obiectivul versiunii CFDL a algoritmului MFAC este de a rezolva problema de optimizare

$$u^*(t_d) = \arg \min_{u(\kappa)} J_{MFAC}(u(t_d)), J_{MFAC}(u(t_d)) = [y^*(t_d+1) - y(t_d+1)]^2 + \lambda (\Delta u(t_d))^2, \quad (11)$$

în care $y^*(t_d+1)$ este vectorul referințelor și $\lambda \geq 0$ este un coeficient de ponderare utilizat în proiectare. Stabilitatea este garantată dacă elementul PPD este diagonal dominant astfel încât

$$|\Phi(t_d)| \leq b_1, b_2 \leq \Phi(t_d) \leq a b_2, a \geq 1, b_2 > b_1(2a+1), \quad (12)$$

iar estimata PPD este calculată utilizând datele I/O la fiecare moment de timp din procesul condus. Valorile alese de proiectant pentru parametrii b_1 , b_2 și a au rolul de limită inferioară și superioară pentru elementul PPD, al cărui semn ar trebui să fie în continuare același. Estimata necunoscută a elementului PPD este determinată folosind [D6], [26]-[29]

$$\hat{\Phi}(t_d) = \hat{\Phi}(t_d-1) + \frac{\eta[\Delta y(t_d) - \hat{\Phi}(t_d-1)\Delta u(t_d-1)]\Delta u(t_d-1)}{\mu + (\Delta u(t_d-1))^2}, \quad (13)$$

în care $\mu > 0$ este un coeficient pondere, iar $\eta \in (0,1)$ este un parametru constant, ambii parametri fiind aleși de către proiectant. Stabilitatea sistemului de reglare automată cu regulator data-driven MFAC este garantată prin îndeplinirea celorlalte condiții de stabilitate [D6], [26]-[29]

$$\hat{\Phi}(t_d) = \hat{\Phi}(1), \text{ if } |\hat{\Phi}(t_d)| < b_2 \text{ or } |\hat{\Phi}_n(t_d)| > a b_2 \text{ sau } \text{sgn}(\hat{\Phi}(t_d)) \neq \text{sgn}(\hat{\Phi}(1)), \hat{\Phi}(t_d) = \hat{\Phi}(1), \\ \text{if } |\hat{\Phi}(t_d)| > b_1 \text{ sau } \text{sgn}(\hat{\Phi}(t_d)) \neq \text{sgn}(\hat{\Phi}(1)), \quad (14)$$

în care $\hat{\Phi}(1)$ este un parametru ales de către proiectant și este valoarea inițială a elementului PPD. Legea de reglare a algoritmului data-driven MFAC este obținută prin înlocuirea ieșirii reglate $y(t_d+1) = y(t_d) + \Phi(t_d)\Delta u(t_d)$ în problema de optimizare din relația (11) rezultând că [D6], [26]-[29]

$$u(t_d) = u(t_d-1) + \frac{\rho \hat{\Phi}(t_d)[y^*(t_d+1) - y(t_d)]}{\lambda + (\hat{\Phi}(t_d))^2}, \quad (15)$$

în care $\rho > 0$ este o constantă aleasă de către proiectant.

Schema bloc a sistemului de reglare automată cu regulator data-driven MFAC este prezentată în Fig. 3.

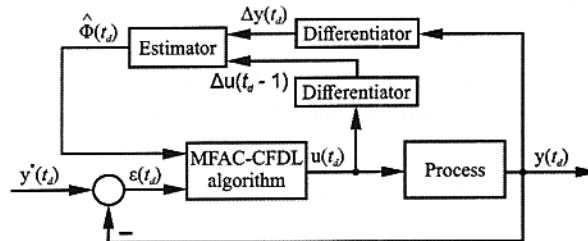


Fig. 3. Schema bloc a sistemului de reglare automată cu regulator data-driven MFAC [D6].

- Algoritmul data-driven MFC

Algoritmul data-driven MFC de ordinul al doilea este cunoscut în literatura de specialitate ca și regulator inteligent PID (iPID). Varianta de ordinul al doilea a algoritmului MFC este proiectată pornind de la modelul nelinier al procesului condus [D6], [12], [30]-[32]

$$y(t_d) = 2y(t_d-1) - y(t_d-2) + \alpha u(t_d-1) + F(t_d-1), \quad (16)$$

care este rezultatul unei forme aproximative de discretizate Euler a modelului procesului necunoscut de ordinul al doilea în timp continuu [D6], [12], [30]-[32]

$$\ddot{y}(t) = \alpha u(t) + F(t), \quad (17)$$

în care $y(t_d) \in \mathfrak{R}$ și $u(t_d) \in \mathfrak{R}$ au aceeași semnificație ca și în cazul precedent, $F(t_d) \in \mathfrak{R}$ joacă rol de perturbație, este rezultat din datele de intrare/ieșire, este actualizat continuu la fiecare moment de timp, include părțile necunoscute ale modelului procesului și eventuale perturbații, iar $\alpha \in \mathfrak{R}$ este un parametru constant ales de către proiectantul sistemului de reglare automată astfel încât $y(t_d) - 2y(t_d - 1) + y(t_d - 2)$ și $\alpha u(t_d)$ să aibă același ordin de mărime [D6], [12], [30]-[32].

Legea de reglare aferentă algoritmului data-driven MFC, cunoscut în literatura de specialitate ca și regulator iPID este

$$u(t_d) = \alpha^{-1}(-\hat{F}(t_d) + y^*(t_d + 1) - 2y^*(t_d) + y^*(t_d - 1) - P_1 e(t_d) - P_2 e(t_d - 1) - P_3 e(t_d - 2)), \quad (18)$$

în care componenta PID este evidențiată prin parametrii $P_1, P_2, P_3 \in \mathfrak{R}$ ai legii reglare a algoritmului data-driven MFC și prin erorile de urmărire $e(t_d), e(t_d - 1), e(t_d - 2) \in \mathfrak{R}$ [D6], [12], [30]-[32]

$$\hat{F}(t_d) = y(t_d) - 2y(t_d - 1) + y(t_d - 2) - \alpha u(t_d - 1). \quad (19)$$

Parametrul $\delta(t_d) \in \mathfrak{R}$ reprezintă eroarea de estimare, o perturbație neglijabilă care apare aleatoriu, care se presupune a fi nulă și se calculează ca fiind diferența dintre $F(t_d)$ și $\hat{F}(t_d)$ [D6], [12], [30]-[32]

$$\delta(t_d) = F(t_d) - \hat{F}(t_d) \approx 0. \quad (20)$$

Dinamica ecuațiilor a sistemului de reglare automată în buclă închisă cu regulator data-driven MFC este

$$y(t_d) = 2y(t_d - 1) - y(t_d - 2) - \hat{F}(t_d - 1) + y^*(t_d) - 2y^*(t_d - 1) + y^*(t_d - 2) - P_1 e(t_d - 1) - P_2 e(t_d - 2) - P_3 e(t_d - 3) + F(t_d - 1). \quad (21)$$

Relația de mai sus este obținută prin înlocuirea lui $u(t_d - 1)$ din relația (18) în relația (16).

Sistemul de reglare automată cu algoritmul data-driven MFC este stabil dacă rădăcinile polinomului caracteristic [D6], [12], [30]-[32]

$$e(t_d) + (-2 - P_1)e(t_d - 1) + (1 - P_2)e(t_d - 2) - P_3 e(t_d - 3) - \delta(t_d - 1) = 0, \quad (22)$$

sunt situate în interiorul discului centrat în origine de rază 1. Relația (22) este rezultatul înlocuirii lui $\delta(t_d)$ din relația (20) în dinamica ecuației sistemului de reglare automată cu algoritmul MFC din relația (21) și presupunând că norma lui $\delta(t_d)$ este mărginită, iar $\|\delta(t_d)\| < \delta_{\max}$ și limita superioară δ_{\max} este de valoare foarte mică. Această ipoteză este restrictivă întrucât corespunde efectiv absenței dinamicii nemodelate și problema se reduce la reglarea unui sistem de ordinul al doilea, în comparație cu relația (16) în care $F(t_d - 1)$ este anulat de către $\hat{F}(t_d)$ [D6], [12], [30]-[32].

Schema bloc a sistemului de reglare automată cu regulator data-driven MFC este prezentată în Fig. 4.

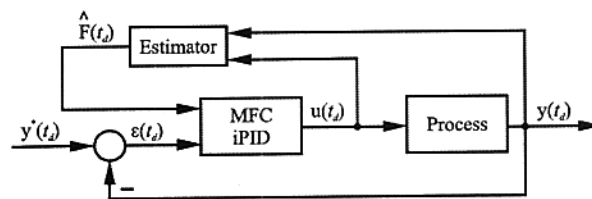


Fig. 4. Schema bloc a sistemului de reglare automată cu regulator data-driven MFC [D6].

- Algoritmul data-driven VRFT

În cazul algoritmului data-driven VRFT va fi considerat regulatorul PI în timp discret cu funcția de transfer

$$C(z^{-1}, \varphi) = \frac{\phi_1 + \phi_2 z^{-1}}{1 - z^{-1}}, \quad (23)$$

cu vectorul de parametri $\varphi = [\phi_1 \ \phi_2]$ [D5], [15].

Algoritmul data-driven VRFT folosește un set de date de intrare/ieșire (I/O) $\{u(t_d), y(t_d)\}$. Setul de date de I/O este obținut după un experiment inițial în buclă deschisă cu scopul de a determina parametrii regulatorului PI în timp discret din relația (23) [D5], [15].

În mod normal algoritmul data-driven VRFT un semnal cu o gamă largă de frecvențe este aplicat ca și intrare a procesului neliniar stabil. Modelul de referință este urmărit prin intermediul funcției obiectiv

$$J_{MR}(\boldsymbol{\varphi}) = \sum_{t_d=1}^N \|y_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d) - y_d(t_d)\|^2, \quad (24)$$

în care $\boldsymbol{\varphi} \in \mathfrak{R}^{n_{\kappa}}$ este vectorul parametrilor regulatorului VRFT, $y_d(t_d)$ este vectorul ieșirilor procesului neliniar care este obținut considerându-l H_F un model ales de către proiectant, care de asemenea poate fi considerat o funcție neliniară $H_F: \mathfrak{R}^{n_{yH_F} + n_{rH_F} + 2} \rightarrow \mathfrak{R}$ de forma [D5], [15].

$$y_d(t_d) = H_F(y_d(t_d - 1), \dots, y_d(t_d - n_{yH_F}), r(t_d - 1), \dots, r(t_d - n_{rH_F})), \quad (25)$$

iar $r(t_d)$ este referința aplicată sistemului de reglare automată [D5], [15].

Ieșirea $y_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d + 1)$ se obține din modelul local

$$y_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d + 1) = f(y_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d), \dots, y_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d - n_y), u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d), \dots, u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d - n_u)), \quad (26)$$

în care $f: \mathfrak{R}^{n_y + n_u + 2} \rightarrow \mathfrak{R}$ este o funcție neliniară necunoscută, $u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d) \in \mathfrak{R}^n$ este intrarea (comanda) care este generată ca ieșire a regulatorului VRFT [D5], [15].

$$u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d) = C_{\boldsymbol{\varphi}}(\boldsymbol{\varphi}, u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d - 1), \dots, u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d - n_{uc}), e(t_d), \dots, e(t_d - n_{ec})), \quad (27)$$

uc și ec sunt ordinele maxime de întârziere, cunoscute, aferente comenzii și respectiv erorii de reglare $e(t_d) \in \mathfrak{R}$, iar $C_{\boldsymbol{\varphi}}: \mathfrak{R}^{n_{uc} + n_{ec} + 1 + n_{\kappa}} \rightarrow \mathfrak{R}$ este o funcție neliniară vectorială de variabilă vectorială [D5], [15].

Pentru a simplifica notația regulatorului VRFT, se particularizează prin a alege că $uc = 1$ and $ec = 0$

$$u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d) = C_{\boldsymbol{\varphi}}(\boldsymbol{\varphi}, u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d - 1), e(t_d)), \quad (28)$$

unde $C_{\boldsymbol{\varphi}}: \mathfrak{R}^{1 + n_{\kappa}} \rightarrow \mathfrak{R}$, and $e(t_d) \in \mathfrak{R}$ sunt calculate după cum urmează [D5], [15].

$$e(t_d) = r(t_d) - y_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d), \quad (29)$$

în care $r(t_d)$ este referința sistemului de reglare. Referința virtuală

$$\bar{r}(t_d) = H_F^{-1}(y(t_d)), \quad (30)$$

este calculată astfel încât ieșirea modelului de referință și ieșirea procesului în buclă închisă să aibă traiectorii similare. Rezultatul impunerii notației $H_F^{-1}(y(t_d))$ este vectorul referințelor virtuale $\bar{r}(t_d)$, care este impus ca intrare a lui H_F și astfel rezultă $y(t_d)$. Prin urmare eroarea de reglare (eroarea de urmărire) virtuale este [D5], [15].

$$\bar{e}(t_d) = \bar{r}(t_d) - y(t_d). \quad (31)$$

Regulatorul VRFT funcționează cu vectorul intrărilor $\bar{e}(t_d)$ și elaborează vectorul comenzilor $u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d)$ urmărind obiectivul de urmărire a modelului de referință. Vectorul $\boldsymbol{\varphi}$ se calculează în urma minimizării funcției obiectiv

$$J_{VRFT}(\boldsymbol{\varphi}) = \frac{1}{N} \sum_{t_d=1}^N \|C_{\boldsymbol{\varphi}}(\boldsymbol{\varphi}, u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d - 1), \bar{e}(t_d)) - u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d)\|^2, \quad (32)$$

printr-un algoritim metaeuristic sau prin metoda celor mai mici pătrate [D5], [15].

Mecanismul VRFT ia în considerare folosirea unui filtru variant în timp

$$L(z^{-1}) = (1 - H_F(z^{-1}))H_F(z^{-1}), \quad (33)$$

astfel încât funcțiile obiectiv din relațiile (24) și (32) vor fi aproximativ egale, în care $u_{\boldsymbol{\varphi}}(t_d)$ și $\bar{e}(t_d)$ sunt filtrați prin intermediul lui $L(z^{-1})$ [D5], [15].

Schema bloc a sistemului de reglare automată cu regulator data-driven VRFT este prezentată în Fig. 5.

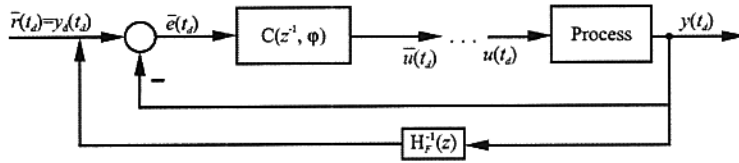


Fig. 5. Schema bloc a sistemului de reglare automată cu regulator data-driven VRFT [D5].

- Algoritmul data-driven IFT

În cazul algoritmului data-driven IFT, parametrii inițiali ai regulatorului PI sunt determinați prin intermediul unui algoritm metaeuristic pentru a demara experimentul inițial (normal), apoi algoritmul data-driven IFT îmbunătățește parametrii regulatorului PI într-un mod iterativ prin rezolvarea unei probleme de gradient. Problema de optimizare cu funcția obiectiv utilizată ca criteriu pătratic în algoritmi IFT este [D5], [33], [34]:

$$J(\boldsymbol{\varphi}) = \frac{1}{N} \sum_{t_d=1}^N [\delta y(t_d, \boldsymbol{\varphi})]^2, \quad (34)$$

unde $\boldsymbol{\varphi}$ este parametrul vectorului al regulatorului, $y(t_d) \in \mathfrak{R}$ și $u(t_d) \in \mathfrak{R}$ au aceeași semnificație ca și în cazurile precedente. Gradientul estimat al funcției obiectiv este [D5], [33], [34]:

$$\text{est} \left[\frac{\partial J}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(\boldsymbol{\varphi}) \right] = \frac{1}{N} \sum_{t_d=1}^N \left[\delta y(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \text{est} \left[\frac{\partial \delta y}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \right] + \lambda u(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \text{est} \left[\frac{\partial u}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \right] \right], \quad (35)$$

în care $\text{est} \left[\frac{\partial \delta y}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \right]$ și $\text{est} \left[\frac{\partial u}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \right]$ sunt estimările impartiiale ale gradientilor și eroarea de ieșire (sau eroarea de urmărire), $\delta y(t_d, \boldsymbol{\varphi})$ este diferența dintre ieșirea procesului condus $y(t_d, \boldsymbol{\varphi})$ obținută și ieșirea modelului de referință $r_{dr}(t_d)$ [D5], [33], [34]:

$$\delta y(t_d, \boldsymbol{\varphi}) = y(t_d, \boldsymbol{\varphi}) - y_{dr}(t_d), \quad (36)$$

Înainte de a obține parametrii optimali, algoritmul IFT necesită de un experiment inițial sau normal pentru colectarea și măsurarea vectorului de intrare (de comandă) a procesului $u(t_d)$, vectorului de ieșire a procesului $y(t_d)$ și vectorul erorii de reglare $e(t_d)$ după aplicarea intrării de referință $r(t_d)$. În al doilea experiment sau experimentul cu gradient, eroarea de reglare $e(t_d)$ din experimentului normal este utilizată ca model de referință. Parametrii colectați în experimentul normal vor avea indicele inferior 1, iar parametrii colectați în experimentul cu gradient vor avea indicele inferior 2 pentru a simplifica notațiile. Apoi, vectorul de intrare a procesului $u(k)$ și vectorul de ieșire a procesului $y(t_d)$ sunt colectate pentru a se calcula estimatele derivatelor [D5], [33], [34]:

$$\text{est} \left[\frac{\partial u}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \right] = \frac{1}{C(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi})} \cdot \frac{\partial C}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi}) \cdot u_2(t_d, \boldsymbol{\varphi}), \quad (37)$$

$$\text{est} \left[\frac{\partial \delta y}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \right] = \frac{1}{C(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi})} \cdot \frac{\partial C}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi}) \cdot y_2(t_d, \boldsymbol{\varphi}), \quad (38)$$

în care funcția de transfer în timp discret a regulatorului PI este ce din relația (23). Folosind relațiile (37) și (38), derivatele în raport cu parametrii regulatorului sunt [D5]:

$$\frac{1}{C(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi})} \cdot \frac{\partial C}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi}) = \begin{bmatrix} \frac{1}{C(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi})} \cdot \frac{\partial C}{\partial \phi_1}(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi}) \\ \frac{1}{C(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi})} \cdot \frac{\partial C}{\partial \phi_2}(z^{-1}, \boldsymbol{\varphi}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1-z^{-1}}{\phi_1 + \phi_2 z^{-1}} \cdot \frac{1}{1-z^{-1}} \\ \frac{1}{\phi_1 + \phi_2 z^{-1}} \cdot \frac{z^{-1}}{1-z^{-1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\phi_1 + \phi_2 z^{-1}} \\ \frac{z^{-1}}{\phi_1 + \phi_2 z^{-1}} \end{bmatrix}, \quad (39)$$

prin urmare,

$$\text{est} \left[\frac{\partial u}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \right] = \begin{bmatrix} \frac{1}{\phi_1 + \phi_2 z^{-1}} \cdot u_2(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \\ \frac{z^{-1}}{\phi_1 + \phi_2 z^{-1}} \cdot u_2(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \end{bmatrix}. \quad (40)$$

$$\text{est} \left[\frac{\partial \delta y}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \right] = \begin{bmatrix} \frac{1}{\phi_1 + \phi_2 z^{-1}} \cdot y_2(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \\ \frac{z^{-1}}{\phi_1 + \phi_2 z^{-1}} \cdot y_2(t_d, \boldsymbol{\varphi}) \end{bmatrix}. \quad (41)$$

Vectorul parametrilor regulatorului vor fi actualizați ținând seama de [D5], [33], [34]:

$$\boldsymbol{\varphi}^{j+1} = \boldsymbol{\varphi}^j - \gamma_j (\mathbf{R}^j)^{-1} \text{est} \left[\frac{\partial J}{\partial \boldsymbol{\varphi}}(\boldsymbol{\varphi}^j) \right], \quad (42)$$

în care $\gamma_j = \gamma_0 / j^\alpha$, $\alpha \in (0.5, 1]$ și $j \geq 1$ este un număr pozitiv care determină pasul iterației, $\gamma_0 > 0$ este pasul inițial, și $(\mathbf{R}^j)^{-1}$ este aproximarea Gauss-Newton a Hesianeii lui J , care în continuare va fi considerată ca fiind matrice identitate [D5].

Schema bloc a SRA cu algoritmul IFT în cazul Single Input-Single Output (SISO) este prezentată în Fig. 6.

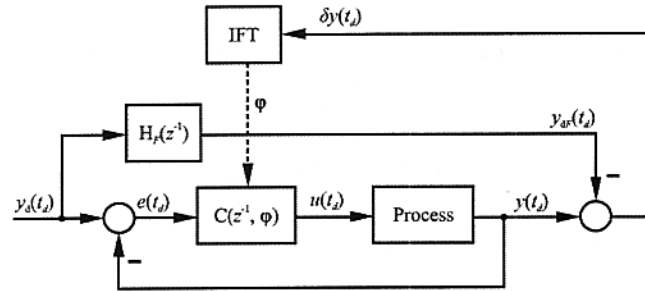


Fig. 6. Schema bloc a SRA cu algoritmul IFT [D5].

Pentru a determina care dintre algoritmi de tip data-driven performează cel mai bine, două studii de caz sunt propuse. În primul studiu de caz nu sunt aplicate perturbații aditive, iar în al doilea studiu de caz, următorul set de perturbații aditive au fost aplicate

$$d(t_d) = 0 \text{ if } t_d = (0 \dots 8) / T_s, -0.25 \text{ if } t_d = (8 \dots 23) / T_s, 0.25 \text{ if } t_d = (23 \dots 40) / T_s, \quad (43)$$

în care $T_s = 0.01$ s este perioada de eșantionare, iar $d(t_d)$ este perturbația aditivă ce este aplicată pe ieșirea standului de laborator de tip SMA [D5], [D6].

Cei cinci algoritmi de tip data-driven care au fost validați prin experimente pe standul de laborator de tip SMA sunt ADRC, MFAC, MFC, VRFT și IFT. Condițiile inițiale sunt considerate nule fără a afecta cazul general.

În continuare, sunt prezentate condițiile premergătoare proiectării algoritmilor. Semnalul de referință (ieșirea modelului de referință) pentru standul de laborator SMA este

$$y^*(t_d) = 0 \text{ if } t_d = (0 \dots 5) / T_s, 0.5 \text{ if } t_d = (5 \dots 12) / T_s, 2 \text{ if } t_d = (12 \dots 19) / T_s, 3 \text{ if } t_d = (19 \dots 26) / T_s, \quad (44)$$

$$1.5 \text{ if } t_d = (26 \dots 33) / T_s, 0.5 \text{ if } t_d = (33 \dots 40) / T_s.$$

Parametrii algoritmilor de tip data-driven ADRC, MFAC, MFC, CRT și IFT sunt obținuți prin rezolvarea problemei de optimizare [D5], [D6]

$$\boldsymbol{\Theta}^{(\diamond)} = \arg \min_{\boldsymbol{\Theta}} J_{e,u}(\boldsymbol{\Theta}^{(\diamond)}), J_{e,u}(\boldsymbol{\Theta}^{(\diamond)}) = \frac{1}{N} \sum_{t_d=1}^N [e^2(t_d, \boldsymbol{\Theta}^{(\diamond)})], \quad (45)$$

prin intermediul unui algoritm metaeuristic de optimizare, în care $\boldsymbol{\Theta}$ este vectorul parametrilor de acordare ai regulatorului, \diamond este un parametru care precizează tipul algoritmului data-driven, $\diamond=1$ pentru algoritmul data-driven ADRC, $\diamond=2$ pentru algoritmul data-driven MFAC, $\diamond=3$ pentru algoritmul data-driven MFC, $\diamond=4$ pentru algoritmul data-driven VRFT și $\diamond=5$ pentru algoritmul data-driven IFT, $N = 4000$ este numărul de eșantioane calculate prin împărțirea timpului alocat unui experiment la perioada de eșantionare [D5], [D6].

Parametrii acordabili ai algoritmilor data-driven sunt determinați optimal utilizând modelul matematic al standului de laborator de tip SMA determinat în [35] prin intermediul modelelor de tip evolved Takagi-Sugeno-Kang fuzzy, semnalul de referință (ieșirea modelului de referință) din relația (44) minimizând funcția obiectiv din relația (45) printr-un algoritm de optimizare metaeuristic.

Parametrii ELSO ai algoritmului data-driven ADRC sunt obținuți în urma aplicării a trei semnale de tip chirp – semnale pseudo aleatorii binare pe intrarea standului de laborator de tip SMA în cadrul unui experiment în buclă deschisă pentru a obține ieșirea procesului care în cele din urmă să fie urmărită de ELSO. Condițiile inițiale a ELSO sunt $[\hat{x}_1(0) \hat{x}_2(0) \hat{x}_3(0)]^T = [0.5 \ 0 \ 0]^T$. Valorile proprii ce garantează stabilitatea și buna dinamică a observatorului sunt

$$\sigma(\mathbf{A}_C - \mathbf{L}\mathbf{C}) = \{-0.11 \ -0.24 \ -0.69\}, \quad (46)$$

iar parametrii matricei determinați prin metoda alocării polilor sunt [D5], [D6]

$$\mathbf{L} = [l_1 \ l_2 \ l_3]^T = [1.1440 \ 0.3242 \ 0.0242]^T. \quad (47)$$

Parametrii optimali ai algoritmului data-driven ADRC sunt [D5], [D6]

$$\Theta^{(1)} = [K_1 \ K_2 \ a_0]^T = [4.5 \ -0.8 \ 0.45]^T, \quad (48)$$

în care parametrii optimali din (48) sunt determinați aplicând criteriul de stabilitate din [24] și [25].

Parametrii optimali în cazul algoritmului data-driven MFAC în varianta CFDL sunt [D5], [D6]

$$\Theta^{(2)} = [\eta \ \lambda \ \mu \ \rho \ \hat{\phi}(1)]^T = [0.001 \ 0.45 \ 1.5 \ 0.5 \ 0.012]^T, \quad (49)$$

în care limita inferioară a matricei PPD este $0.001\hat{\phi}(1)$ și limita inferioară a matricei PPD este $1000\hat{\phi}(1)$, limite folosite în garantarea stabilității algoritmului MFAC conform relațiilor (12) și (14).

Vectorul parametrii optimali aferenți algoritmului MFC cunoscut ca și iPID este [D5], [D6]

$$\Theta^{(3)} = [P_1 \ P_2 \ P_3]^T = [-3.4 \ 0.6 \ 0.01]^T, \quad (50)$$

iar parametrii au fost determinați ținând seama de condițiile de stabilitate din relația (22), iar parametrul ales de către proiectant este $\alpha = 450$.

În cazul algoritmului data-driven VRFT, parametrii optimali ai regulatorului PI din relația (23) sunt determinați folosind datele de I/O în urma unui experiment inițial în buclă deschisă, în care este aplicat un semnal pseudo aleator binar. Modelul de referință din cazul VRFT are funcția de transfer [D5], [D6]

$$H_F(z^{-1}) = \frac{0.04877z^{-1}}{1 - 0.9512z^{-1}}. \quad (51)$$

Alegerea modelului de referință este importantă în cazul algoritmului data-driven VRFT întrucât ieșirea modelului de referință și ieșirea procesului în buclă închisă trebuie să aibă în cele din urmă traiectorii aproape identice. Parametrii optimali ai algoritmului data-driven VRFT sunt obținuți în urma minimizării funcției obiectiv din relația (32) prin intermediul unui algoritm metaeuristic [D5], [D6]

$$\Theta^{(4)} = [\phi_1 \ \phi_2]^T = [1.4600 \ -1.0604]^T. \quad (52)$$

În cazul algoritmului data-driven IFT, parametrii optimali ai regulatorului PI din relația (23) sunt obținuți în urma unui mecanism iterativ. În primă fază algoritmul IFT necesită un set de parametrii inițiali pentru regulatorul PI. În cazul de față parametrii inițiali ai regulatorului PI sunt determinați printr-un algoritm metaeuristic. În pasul următor parametrii optimali ai algoritmului data-driven IFT sunt determinați într-un mod iterativ în urma a zece experimente de gradient minimizând funcția obiectiv din relația (34) rezultând [D5], [D6]

$$\Theta^{(5)} = [\phi_1 \ \phi_2]^T = [1.6429 \ -1.1037]^T. \quad (53)$$

Rezultatele obținute în urma experimentelor în timp real sunt prezentate prin intermediul tabelului 1 și a Fig. 7 și 8. Rezultatele din tabel sunt rezultatul funcției obiectiv din relația (45) pentru ambele studii de caz.

Tabelul 1. Valorile funcțiilor obiectiv pentru cele două studii de caz [D5], [D6]

	Primul caz	Al doilea caz
ADRC	$J_{e,u} = 0.0041$	$J_{e,u} = 0.0044$
MFAC	$J_{e,u} = 0.0517$	$J_{e,u} = 0.053$
MFC	$J_{e,u} = 0.0694$	$J_{e,u} = 0.071$

VRFT	$J_{e,u} = 8.8619 \cdot 10^{-5}$	$J_{e,u} = 1.6707 \cdot 10^{-4}$
IFT	$J_{e,u} = 6.4174 \cdot 10^{-5}$	$J_{e,u} = 1.4086 \cdot 10^{-4}$

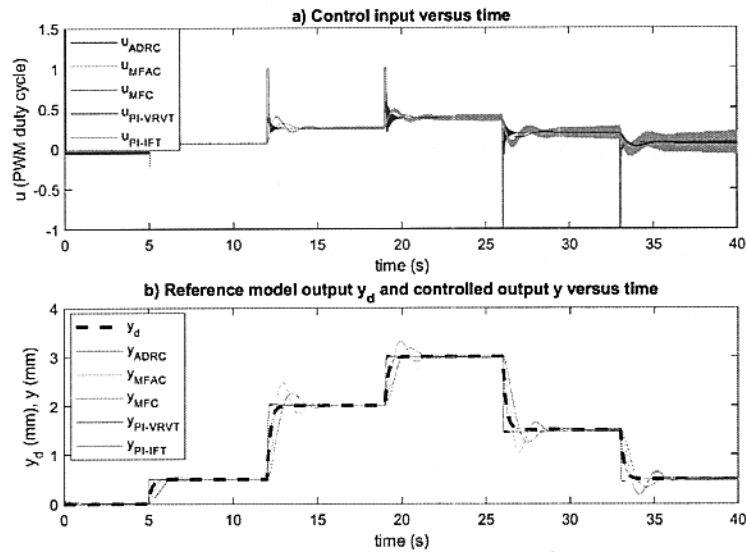


Fig. 7. Rezultatele experimentale în cadrul primului studiu de caz pentru sistemul de reglare automată cu regulator data-driven ADRC (roșu), MFAC (albastru deschis), MFC (mov), VRFT (albastru), IFT (verde) [D5], [D6].

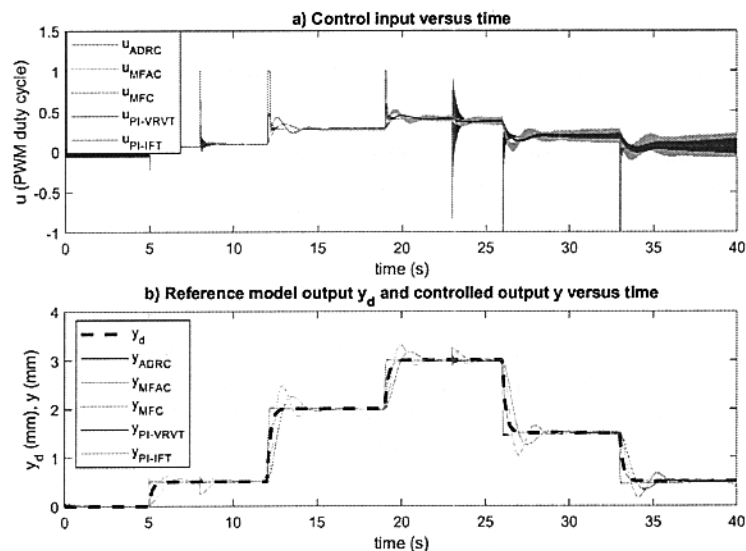


Fig. 8. Rezultatele experimentale în cadrul celui de-al doilea studiu de caz pentru sistemul de reglare automată cu regulator data-driven ADRC (roșu), MFAC (albastru deschis), MFC (mov), VRFT (albastru), IFT (verde) [D5], [D6].

Conform rezultatelor experimentale prezentate prin intermediul Tabelului 1, Fig. 7 și Fig. 8 care a fost realizat un studiu comparativ între algoritmi de tip data-driven ADRC, MFAC, MFC, VRFT și IFT pentru procesul condus de tip SMA. Studiul comparativ din ambele studii de caz a evidențiat că cei cinci algoritmi de tip data-driven au performanțe similare, un mic avantaj având algoritmi IFT și VRFT, dar acest avantaj este atribuit faptului că echipamentul de laborator de tip SMA este un proces complex cu neliniarități puternice care sunt mai bine observate și luate în considerare de IFT prin experimentele de gradient și de VRFT prin experimentul inițial. În cazul în care algoritmi de tip data-driven prezentați în cazul de față sunt aplicați pe alte tipuri de procese, performanțele algoritmilor ar putea să difere.

Deși perioada de finanțare se încheie la jumătatea lunii august, în continuare vor fi publicate lucrări științifice ce constau în implementarea, îmbunătățirea și dezvoltarea reguletoarelor neliniare de tip data-driven cu validări prin simulări și rezultate experimentale pe echipamente de laborator în legătură cu SMA.

În continuare noile sisteme de reglare automată cu RgDD vor fi validate și prin intermediul colaborărilor cu partenerii din mediul industrial (Continental Automotive Timișoara, Airbus Helicopters Romania, precum și prin relațiile de colaborare științifică directe consolidate în timp, Ontario Centre of Excellence prin intermediul

colectivului din cadrul departamentului nostru cu colectivul din Ottawa, Canada din cadrul University of Ottawa). Colaborarea cu partenerul din Canada este clar evidențiată prin realizarea lucrărilor [D1], [D3]–[D5], [D7], [D8], [D10] și [D11] din perioada ianuarie – august 2022.

C. Bibliografie

- [1] I.-C. Mituletu, G. R. Gillich, N. M.M. Maia, A method for an accurate estimation of natural frequencies using swept-sine acoustic excitation, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 116, 693-709, 2019.
- [2] K. Suhel, Yeswanth Sai, S.S. Mani Prabu, I.A. Palani, C.U. Amod, Pushendra Singh, Active control of smart shape memory alloy composite flapper for aerodynamic applications, *Proc. Int. Conf. on Robotics and Smart Manuf.*, 134-140, 2018.
- [3] Y. Kim, T. Jang, H. Gurung, N.A. Mansour, B. Ryu, B. Shin, Bidirectional rotating actuators using shape memory alloy wires, *Sens. and Actuat. A: Physical*, 295, 512-522, 2019.
- [4] E.J. Abdullah, P.S. Gaikwad, N. Azid, D.L. Abdul Majid, A.S. Mohd Rafie, Temperature and strain feedback control for shape memory alloyactuated composite plate, *Sens. and Actuat. A: Physical*, 238, 134-140, 2018.
- [5] S. Quintanar-Guzmán, S. Kannan, H. Voos, M. Darouach, M. Alma, Adaptive control for a Lightweight Robotic Arm Actuated by a Shape Memory Allow Wire, *Proc. 16th Internat. Conf. on New Actuat.*, Bremen, Germany, 388-393, 2018.
- [6] H. Yang, M. Xu, W. Li, S. Zhang, Design and Implementation of a Soft Robotic Arm Driven by SMA Coils, *IEEE Trans. on Ind. Electr.*, 66 (8), 6108-6116, 2019.
- [7] J.M.O. Barth, J.-P. Condomines, J.-M. Moschetta, A. Cabarbaye, C. Join, M. Fliess, Full Model-Free Control Architecture for hybrid UAVs, *Proc. 2019 Americ. Contr. Conf.*, 71-78, 2019.
- [8] C. Join, J. Bernier, S. Mottelet, M. Fliess, S. Rechdaoui-Guerin, S. Azimi, V. Rocher, A simple and efficient feedback control strategy for wastewater denitrification, *Proc. 20th IFAC World Congress*, Marseille, France, 1-6, 2017.
- [9] X. Bu, Z.S. Hou, H. Zhang, Data-driven multiagent systems consensus tracking using model free adaptive control, *IEEE Trans. Neural. Netw. Learn. Syst.*, 29 (5), 1514-1524, 2017.
- [10] J. Hou, S. Xiong, On model free adaptive control and its stability analysis, *IEEE Trans. Automa. Control*, doi 10.1109/TAC.2019.2894586, 1-14, 2019.
- [11] S. Formentin, M.C. Campi, A. Care, S. Savaresi, Deterministic continous-time virtual reference feedback tuning (VRFT) with application to PID design, *Syst. & Learn. Lett.*, 127, 25-34, 2019.
- [12] R.-C. Roman, M.-B. Radac, C. Tureac, R.-E. Precup, Data-driven active disturbance rejection control of pendulum cart systems, *Proc. 2018 IEEE Conf. on Control Technology and Appl.*, Copenhagen, Denmark, 933-938, 2018.
- [13] R.-C. Roman, R.-E. Precup, E. M. Petriu, C.-A. Bojan-Dragos, V.-B. Vanya and M.-D. Rarinca, "Second Order Active Disturbance Rejection Control – Virtual Reference Feedback Tuning for Twin Rotor Aerodynamic Systems," 2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC 2020), Toronto, Canada, 1-6, 2020.
- [14] R.-C. Roman, R.-E. Precup, E. M. Petriu, R.-C. David, E.-L. Hedrea and A.-I. Szedlak-Stinean, "First-Order Active Disturbance Rejection-Virtual Reference Feedback Tuning Control of Tower Crane Systems," 24th International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC 2020), Sinaia, Romania, 1-6, 2020.
- [15] R.-C. Roman, R.-E. Precup and E. M. Petriu, Hybrid Data-Driven Fuzzy Active Disturbance Rejection Control for Tower Crane Systems, *European Journal of Control*, 58, 373-387, 2020.
- [16] R. Madonski, S. Shao, H. Zhang, Z. Gao, J. Yang, S. Li, General error-based active disturbance rejection control for swift industrial implementations, *Control Eng. Pract.*, 84, 218-229, 2019.
- [17] S. Satoh, K. Fujimoto, Iterative feedback tuning for Hamiltonian systems based on variational symmetry, *Int. Jour. Robust and Nonl. Control*, doi: <https://doi.org/10.1002/rnc.4692>, 1-21, 2019.

- [18] Y. Zhang, L. Sum, J. Shen, K.Y. Lee, Q.-C. Zhong, Iterative tuning of modified uncertainty and disturbance estimator for time-delay processes: a data-driven approach, *ISA Trans.*, 84, 164-177, 2019.
- [19] Y.M. Alsayed, A.A. Abouelsoud, M.R. Ahmed, F.E. Bab, Fuzzy logic-based PI controller design and implementation of shape memory alloy actuator, *Int. Journ. of Aut. Control*, 12 (3), 427-448, 2018.
- [20] J.M. Borges, A.A. Silva, C.J. De Araujo, R.L. Pimentel, A.S. de Aquino, R. Senko, R.P.B. dos Reis, On the active control of a rotor-bearing system using shape memory alloy actuators: an experimental analysis, *Journ. of the Braz. Soc. of Mechan. Sci. and Eng.*, 40 (5), 269-282, 2018.
- [21] A.H. Patriota Campos, E. de M Fernandes, J.J. da Silva, J.S. da R. Neto, Autotuned Fuzzy Based PID Deformation Control Of a Shape Memory Alloy Actuated Cantilever Beam, *Proc. 13th IEEE Int. Conf. on Ind. Appl.*, 1187-1193, 2018.
- [22] K. Lakomy and R. Madonski, Cascade extended state observer for active disturbance rejection control applications under measurement noise, *ISA Trans.*, 109, 1–10, 2021.
- [23] Z. Gao, Active disturbance rejection control: a paradigm shift in feedback control system design, in *Proc. 2006 American Control Conf.*, Minneapolis, MN, USA, 2399–2405, 2006.
- [24] B. Gao, J. Shao, and X. Yang, A compound control strategy combining velocity compensation with ADRC of electro-hydraulic position servo control system, *ISA Trans.*, 53 (6), 1910–1918, 2014.
- [25] R.-C. Roman, R.-E. Precup, E. M. Petriu, and F. Dragan, Combination of data-driven active disturbance rejection and takagi-sugeno fuzzy control with experimental validation on tower crane systems, *Ener.*, 12 8, 1–19, 2019.
- [26] R.-C. Roman, R.-E. Precup, E. M. Petriu, E.-L. Hedrea, C.-A. Bojan-Dragos, and M.-B. Radac, Model-free adaptive control with fuzzy component for tower crane systems, in *Proc. 2019 IEEE Int. Conf. Syst., Man Cyb., Bari, Italy*, 1384–1389, 2019.
- [27] R.-C. Roman, R.-E. Precup, C.-A. Bojan-Dragos, Alexandra-Iulia Szedlak-Stinean, Combined model-free adaptive control with fuzzy component by virtual reference feedback tuning for tower crane systems, *Proc. Comput. Sci.*, 162, 267–274, 2019.
- [28] S. Xiong, and Z. Hou, Model-free adaptive control for unknown MIMO nonaffine nonlinear discrete-time systems with experimental validation, *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, 34 (4), 1727–1739, 2022.
- [29] D. Li and Z. Hou, Perimeter control of urban traffic networks based on model-free adaptive control, *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, 22 (10), 6460–6472, 2021.
- [30] R.-E. Precup, R.-C. Roman, T.-A. Teban, A. Albu, E. M. Petriu, and C. Pozna, Model-free control of finger dynamics in prosthetic hand myoelectric-based control systems, *Stud. Informat. Control*, 29 (4), 399–410, 2020.
- [31] R.-E. Precup, R.-C. Roman, E.-L. Hedrea, E. M. Petriu, C.-A. Bojan-Dragos, Data-driven model-free sliding mode and fuzzy control with experimental validation, *Int. J. Comput. Communic. Control*, 16 (1), 1–17, 2021.
- [32] M. Fliess, C. Join, and D. Sauter, Defense against DoS and load altering attacks via model-free control: A proposal for a new cybersecurity setting, in *Proc. 2021 5th Int. Conf. Control Fault-Tol. Syst.*, Saint-Raphael, France, 58–65, 2021.
- [33] H. Hjalmarsson, M. Gevers, S. Gunnarsson, O. Lequin, Iterative feedback tuning: theory and applications, *IEEE Control Syst Mag*, 18, 26–41, 1998.
- [34] H. Hjalmarsson, Iterative feedback tuning – an overview, *International Journal of Adaptive Control Signal Process*, 16, 373–395, 2002.
- [35] R.-E. Precup, C.-A. Bojan-Dragos, E.-L. Hedrea, R.-C. Roman and E. M. Petriu, Evolving Fuzzy Models of Shape Memory Alloy Wire Actuators, *Romanian Journal of Information Science and Technology*, vol. 24, no. 4, pp. 353-365, 2021

D. Lucrări publicate și în curs de publicare

- **Lucrări în reviste:**

- [D1] R.-E. Precup, S. Preitl, C.-A. Bojan-Dragos, E.-L. Hedrea, **R.-C. Roman** and E. M. Petriu, "A Low-Cost Approach to Data-Driven Fuzzy Control of Servo Systems," *Facta Universitatis, Series: Mechanical Engineering*, vol. 20, no. 1, pp. 021-036, 2022, impact factor (IF) = 4.622, IF according to 2021 Journal Citation Reports (JCR) released by Clarivate Analytics in 2022 = 4.622.
- [D2] R.-E. Precup, **R.-C. Roman**, E.-L. Hedrea, C.-A. Bojan-Dragos, M.-M. Damian and M.-L. Nedelcea, "Performance Improvement of Low-Cost Iterative Learning-Based Fuzzy Control Systems for Tower Crane Systems," *International Journal of Computers Communications & Control*, vol. 17, no. 1, pp. 1-18, 2022, impact factor (IF) = 2.635, IF according to 2021 Journal Citation Reports (JCR) released by Clarivate Analytics in 2022 = 2.635.
- [D3] I. A. Zamfirache, R.-E. Precup, **R.-C. Roman** and E. M. Petriu, "Policy Iteration Reinforcement Learning-based control using a Grey Wolf Optimizer algorithm," *Information Sciences*, vol. 585, pp. 162-175, 2022, impact factor (IF) = 8.233, IF according to 2021 Journal Citation Reports (JCR) released by Clarivate Analytics in 2022 = 8.233.
- [D4] I. A. Zamfirache, R.-E. Precup, **R.-C. Roman** and E. M. Petriu, "Reinforcement Learning-based control using Q-learning and gravitational search algorithm with experimental validation on a nonlinear servo system," *Information Sciences*, vol. 583, pp. 99-120, 2022, impact factor (IF) = 8.233, IF according to 2021 Journal Citation Reports (JCR) released by Clarivate Analytics in 2022 = 8.233.
- **Lucrări publicate în volume ale conferințelor:**
- [D5] **R.-C. Roman**, R.-E. Precup, S. Preitl, A.-I. Szedlak-Stinean, C.-A. Bojan-Dragos, E.-L. Hedrea and E. M. Petriu, "PI Controller Tuned via Data-Driven Algorithms for Shape Memory Alloy Systems," 1st IFAC Workshop on Control of Complex Systems, COSY 2022, Bologna, Italy, pp. 1-6, 2022.
- [D6] **R.-C. Roman**, R.-E. Precup, S. Preitl, C.-A. Bojan-Dragos, A.-I. Szedlak-Stinean and E.-L. Hedrea, "Data-Driven Control Algorithms for Shape Memory Alloys," 6th IEEE Conference on Control Technology and Applications, Trieste, Italy, pp. 1-7, 2022.
- [D7] R.-E. Precup, E.-L. Hedrea, **R.-C. Roman**, E. M. Petriu, C.-A. Bojan-Dragos, A.-I. Szedlak Stinean and F.-A. Paulescu, "AVOA-Based Tuning of Low-Cost Fuzzy Controllers for Tower Crane Systems," 2020 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), Padova, Italy, pp. 1-6, 2022.
- [D8] R.-E. Precup, E.-L. Hedrea, **R.-C. Roman**, E. M. Petriu, C.-A. Bojan-Dragos and A.-I. Szedlak Stinean, "GWO-Based Performance Improvement of PD-Type Iterative Learning Fuzzy Control of Tower Crane Systems," 2022 IEEE International Symposium on Industrial Electronics, Anchorage, AK, USA, pp. 1-6, 2022.
- [D9] A.-I. Szedlak Stinean, R.-E. Precup and **R.-C. Roman**, "Linear and nonlinear observers developed for direct current electric drive systems," 2022 9th International Conference on Computers Communications and Control, Baile Felix, Romania, pp. 1-6, 2022.
- [D10] C.-A. Bojan-Dragos, R.-E. Precup, E. M. Petriu, **R.-C. Roman**, E.-L. Hedrea and A.-I. Szedlak Stinean, "GWO-Based Optimal Tuning of Controllers for Shape Memory Alloy Wire Actuators," 6th IFAC Conference on Intelligent Control and Automation Sciences, Cluj-Napoca, Romania, pp. 1-6, 2022.
- [D11] **R.-C. Roman**, R.-E. Precup, E.-L. Hedrea, S. Preitl, I. A. Zamfirache, C.-A. Bojan-Dragos and E. M. Petriu, "Iterative Feedback Tuning Algorithm for Tower Crane Systems," *Procedia Computer Science*, vol. 199, Chengdu, China, pp. 157-165, 2022.

Director Proiect,
ROMAN Raul-Cristian

