

## FIȘA DISCIPLINEI

### 1. DATE DE IDENTIFICARE

Titlul Disciplinei: **Identificarea Sistemelor**

Titulari de disciplină: **Prof. Dan ȘTEFĂNOIU**  
**Conf. Janetta CULIȚĂ**

Tipul: trunchi comun / pregătire de specialitate

Număr ore curs:  $3 \times 14 = 42$  ore /  $2 \times 14 = 28$  ore

Număr ore aplicații:  $2 \times 14 = 28$  ore/semigrupă

Numărul de puncte de credit: 5 / 4

Semestrul: 7 / 6

Seria: Automatică / Pachetul B: Automatică și Ingineria Sistemelor

Precondiții – parcurgerea și/sau promovarea următoarelor discipline:

- Matematica și Fizica primilor 2 ani de studiu într-o universitate tehnică.
- Metode Numerice.
- Teoria Sistemelor.
- Prelucrarea Semnalelor.
- Modelare și Simulare.

Acest curs constituie o bază de cunoștințe pentru următoarele discipline:

- Sisteme de Reglare Automată.
- Sisteme de Conducere a Proceselor Industriale.
- Tehnici Avansate de Identificare și Prelucrare a Semnalelor.
- Tehnici de Identificare a Sistemelor Neliniare.

### 2. OBIECTIVELE DISCIPLINEI

- Scopul acestui curs este de a introduce principalele concepte și terminologia specifică Teoriei Modelării și Identificării Sistemelor, cu deschidere către aplicații practice. Prezentarea urmărește familiarizarea studenților cu principalele tehnici de identificare experimentală a sistemelor, bazate în special pe Metoda Celor Mai Mici Pătrate. Fiind un curs matematici aplicate, acesta urmărește în subsidiar familiarizarea studenților cu o manieră riguroasă, dar pragmatică de abordare a problemelor din inginerie.
- Obiectivul lucrărilor de laborator asociate cursului este de a oferi posibilitatea verificării prin simulare a principalilor algoritmi de modelare numerică și identificare experimentală a sistemelor. Prin aceasta, în subsidiar, se urmărește și îmbunătățirea capacităților de proiectare a unui program optimizat într-un limbaj de programare (MATLAB sau C++).

### 3. COMPETENȚE SPECIFICE

Cursul oferă competențe în direcția utilizării algoritmilor de bază din identificarea sistemelor, în diferite aplicații, cum ar fi: reglarea automată a proceselor, simularea și predicția de fenomene stocastice.

## 4. CONTINUTUL TEMATIC (SYLABUS)

## a. Curs:

Capitolul	Titlu și conținut succint	Durăta [ore]
1	<p><b>Introducere</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Sistem și proces.</b> Se efectuează o comparație între două concepte de bază din Automatică, având naturi diferite. Primul (<i>sistemul</i>) este determinist, al doilea (procesul) – nedeterminist. Din cursurile de Teoria Sistemelor, studenții sunt obișnuiți cu abordări din contextul entităților deterministe și în timp continuu. Acest modul îi va introduce în abordarea nedeterministă, în timp discret, prin comparație și exemple. Este de asemenea introdus conceptul de <i>cutie neagră</i>, ca obiect al identificării.</li> <li>• <b>Problema generală a Identificării Sistemelor.</b> Se enunță problematica de bază din domeniul Identificării (Experimentale a) Sistemelor (IS) și se indică teoriile în cadrul cărora se caută soluții (în principal, Teoria Estimației și Teoria Optimizărilor).</li> <li>• <b>Organigrama unui experiment de identificare.</b> Pentru a rezolva problema de bază din IS, este necesară o strategie constructivă materializată într-un așa numit <i>experiment de identificare</i>. În cadrul secțiunii, se parcurg pașii diagramei logice a unui astfel de experiment, insistând asupra caracteristicilor acestora.</li> <li>• <b>Exemplu – identificarea unei aeroterme.</b> Experimentul de identificare este organizat în cazul particular al unei aeroterme ce se dorește identificată printr-un model liniar discret.</li> </ul>	7
2	<p><b>Modele de identificare</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Clasificări preliminare ale modelelor de identificare.</b> Se pun în evidență caracteristicile fiecărei clase de modele de identificare, cu evidențierea celor care vor fi abordate în acest curs (în special modele liniare parametrice discrete).</li> <li>• <b>Modele statistice elementare.</b> Sunt prezentate elementele de bază din statistică și teoria probabilităților, utilizate și în IS. Este vorba despre: operatorul de mediere, ipoteza ergodică, medie, corelație, densitate spectrală de putere, zgomot alb, zgomot colorat.</li> <li>• <b>Modele neparametrice.</b> Primele tehnici de identificare au fost empirice. În acest modul, sunt trecute în revistă astfel de tehnici, care se bazează pe modele numerice de tip calitativ. Ele descriu cutia neagră din perspectivă statistică. Sunt prezentate 4 tipuri de analize neparametrice: analiza tranzitorie, analiza pe bază de corelație, analiza în frecvență, analiza spectrală.</li> <li>• <b>Clase de modele parametrice.</b> Sunt descrise principalele clase de modele parametrice liniare utilizate în acest curs: modelul general, clasa ARMAX, clasa RSISO, modelele pe stare. Este introdusă forma de regresie liniară ca exprimare canonică a modelelor parametrice liniare.</li> <li>• <b>Problema identificării modelelor parametrice.</b> Problematika generală din IS este particularizată în cazul modelelor parametrice. Sunt prezentate două formulări ale problemei fundamentale, din perspectiva celor două teorii la intersecția cărora se găsește IS: Teoria Estimației și Teoria Optimizărilor.</li> <li>• <b>Proprietăți statistice dezirabile ale estimațiilor parametrice.</b> Pentru a putea caracteriza estimațiile parametrilor modelelor de identificare, sunt necesare câteva definiții care să releve proprietățile statistice posibile dar și de dorit a se verifica: nedeviare (asimptotică), consistență, eficiență.</li> </ul>	10

3	<p><b>Semnale de stimul</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Alegerea unui semnal corect de stimul.</b> Sunt prezentate câteva exemple de identificare eronată sau imposibilă, cauzată de alegerea inadecvată a semnalului de stimul injectat la intrarea cutiei negre. Este subliniat faptul că semnalul de tip treaptă, intens utilizat în Teoria Sistemelor, nu este unul adecvat pentru Identificarea Sistemelor.</li> <li>• <b>Conceptul de persistență.</b> Proprietatea care permite discriminarea și alegerea semnalelor de stimul este <i>persistența</i>. Această proprietate este prezentată printr-un rezultat remarcabil, de tip „dacă și numai dacă”, din două perspective: timp și frecvență.</li> <li>• <b>Zgomotul alb ca semnal ideal în IS.</b> Sunt evidențiate proprietățile zgomotului alb (autocorelație, densitate spectrală, distribuție de probabilitate). Se arată de ce acest semnal nu poate fi generat pe cale artificială.</li> <li>• <b>Secvențe pseudo-aleatoare.</b> Se încearcă aproximarea zgomotului alb prin generarea de secvențe pseudo-aleatoare uniform distribuite. Sunt prezentați doi algoritmi de complexitate redusă pentru generarea unor astfel de secvențe.</li> </ul>	3
4	<p><b>Metode de identificare și validare.</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Scurtă clasificare.</b> Scopul acesteia este de a ilustra că metodele de identificare se situează la intersecția dintre cele de optimizare și cele de estimare statistică.</li> <li>• <b>Metoda Celor Mai Mici Pătrate (MCMMP).</b> Se pleacă de la problema lui Gauss și se generalizează treptat soluția propusă de acesta, la cazul modelelor de regresie liniară. Se prezintă metoda pseudo-inversei de rezolvare a sistemelor liniare incompatibile supra-dimensionate, care, de fapt, este chiar <i>Metoda Celor Mai Mici Pătrate</i> (MCMMP). Este prezentată o interpretare geometrică extrem de intuitivă a pseudo-soluției.</li> <li>• <b>Teorema fundamentală a MCMMP.</b> Se enunță și se demonstrează Teorema fundamentală a MCMMP, care stabilește condițiile necesare de nedeviere, consistență și eficiență statistică ale estimațiilor parametrilor.</li> <li>• <b>Variante de bază ale MCMMP.</b> Se proiectează variante ale MCMMP care au ca scop recuștigarea proprietăților statistice în cazul datelor afectate de erori sistematice (centrarea datelor pe medie) sau al zgomotelor colorate (estimatorul Markov). Se analizează proprietățile parametrilor estimați cu ajutorul MCMMP în cazul modelelor ARX, utilizate frecvent în controlul automat.</li> <li>• <b>Metoda Variabilelor Instrumentale (MVI).</b> Este prezentată o primă generalizare a MCMMP – Metoda Variabilelor Instrumentale (MVI). Se enunță Teorema fundamentală a MVI. Se analizează proprietățile estimației MVI în cazul modelelor ARX, evidențiindu-se faptul că, pentru aceste modele, MVI este tehnica de identificare recomandată.</li> <li>• <b>Metode de optimizare.</b> Se prezintă două metode de optimizare clasică, frecvent utilizate în IS, atunci când MCMMP nu poate fi aplicată cu succes: Metoda Newton-Raphson (cu particularizare la Metoda gradientului) și Metoda Gauss-Newton. Sunt proiectați mai mulți algoritmi de optimizare, derivați din aceste metode.</li> <li>• <b>Metode de estimare statistică.</b> Se prezintă două metode algoritmizabile desprinse din Teoria Estimației, utilizate în IS: Metoda lui Bayes și Metoda Verosimilității Maxime (MVM). Este dat un exemplu simplu de aplicare a celei de-a doua metode (MVM).</li> <li>• <b>MCMMP extinsă (MCMMPPE).</b> Este prezentată o altă variantă a MCMMP, în cazul modelelor cu vector al regresorilor parțial nemăsurabil. Se analizează performanța metodei.</li> </ul>	16

	<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Metoda Minimizării Erorii de Predicție (MMEP).</b> Aceasta este una dintre cele mai complexe și precise metode de identificare, în special pentru modelele din clasa ARMAX. Pe lângă metodă, este prezentat și algoritmul de identificare aferent, însoțit de un exemplu.</li> <li>• <b>Paradigma adaptabilitate-precizie.</b> Se evidențiază compromisul dintre adaptivitate și precizie, care trebuie atins în cazul modelelor cu parametri variabili în timp.</li> <li>• <b>MCMMP recursivă, în variantă on-line (MCMMP-R).</b> Este dedus pas cu pas și, în final, prezentat algoritmul eficient al MCMMP-R, însoțit și de o analiză a performanțelor acestuia.</li> <li>• <b>MVI recursivă, în variantă on-line (MVI-R).</b> Este propusă spre dezvoltare studenților.</li> <li>• <b>MCMMP/MVI-R cu fereastră exponențială (MCMMP/MVI-R<math>\lambda</math>).</b> Se arată de ce, în anumite aplicații, datele trebuie ponderate cu ferestre. Se generalizează algoritmi derivați din MCMMP-R și MVI-R prin introducerea ferestrei exponențiale cu un anumit factor de uitare.</li> <li>• <b>MCMMP/MVI-R cu fereastră dreptunghiulară (MCMMP/MVI-R<math>\square</math>).</b> Se generalizează algoritmi derivați din MCMMP-R și MVI-R prin introducerea ferestrei dreptunghiulare cu o anumită deschidere.</li> <li>• <b>Criterii de selecție a structurii optimale a modelelor.</b> Sunt trecute în revistă principalele criterii de alegere a indicilor structurali optimali ai unui model: criteriul aplatizării, testul F, criteriul FPE, criteriile lui Akaike și Rissanen.</li> <li>• <b>Criterii de validare a modelelor.</b> Sunt prezentate două teste de albire, aferente metodelor MCMMP, respectiv MVI.</li> </ul>	
<b>5</b>	<b>Exerciții rezolvate.</b> Acest capitol este dedicat exemplelor practice de aplicare a metodelor de identificare din curs, cu ajutorul unor modele de complexitate redusă.	<b>6</b>
<b>Total:</b>		<b>42</b>

### b. Aplicații:

- **Notă importantă.** Dintre pachetele de teme de laborator care urmează, primul este obligatoriu. Celelalte sunt opționale, dar semigrupele de studenți trebuie să aleagă unul sau mai multe dintre ele, astfel încât să se obțină punctajul minim necesar promovării, 25 de puncte din 100. Cu toate acestea, indiferent de opțiune, punctajul acordat va fi limitat la valoarea maximă de 40 de puncte din 100.

### Pachetul #1 – Acomodarea cu funcțiile de IS din mediul de programare MATLAB

No.	Titlu	Punctaj	Durață [ore]
<b>1</b>	<b>Cutia de instrumente de identificare a sistemelor din cadrul mediului de programare MATLAB.</b> Mediul de programare MATLAB oferă un set de rutine extrem de utile pentru domeniul IS, grupate într-o trusă specializată. După prezentarea trusei de IS, studenții sunt învățați cum să opereze cu instrumentele din această trusă, fie direct, fie prin intermediul unei interfețe grafice specializate, de asemenea deja implementată în mediul de programare MATLAB.	<b>2</b>	<b>2</b>
<b>Total:</b>		<b>2</b>	<b>2</b>

**Pachetul #2 – Identificare cvasi-empirică, neparametrică**

No.	Titlu	Punctaj	Durată [ore]
2	<b>Caracterizări în timp și în frecvență ale proceselor stocastice.</b> Această temă de laborator urmărește acomodarea studenților cu procesele stocastice. Un program cu interfață grafică prietenoasă, deja implementat, îi ajută pe studenți să distingă între proprietățile de filtrare ale unui model ARX, în funcție de pozițiile polilor și zerourilor.	3	2
3	<b>Identificarea modelelor neparametrice.</b> Studenții sunt antrenați în dezvoltarea celor 4 analize neparametrice prezentate la curs, în cazul unor procese de tip ARX și OE (eroare de ieșire).	5	4
<b>Total:</b>		<b>8</b>	<b>6</b>

**Pachetul #3 – Identificare parametrică în manieră off-line**

No.	Titlu	Punctaj	Durată [ore]
4	<b>Identificarea modelelor parametrice prin MCMMP.</b> Obiectivul acestei teme este acela de a familiariza studenții cu algoritmi de bază derivați din MCMMP. Este efectuată o comparație între două tipuri de modele identificate prin MCMMP: ARX și OE (pentru al doilea, presupunând că zgomotul a putut fi măsurat separat).	9	6
5	<b>Identificarea modelelor parametrice prin MVI.</b> De data aceasta, metoda în discuție este MVI. Este efectuată din nou o comparație între cele două tipuri de modele identificate (ARX și OE), iar performanțele sunt comparate cu cele ale modulului precedent.	9	6
6	<b>Identificarea modelelor parametrice prin MMEP.</b> Algoritmul MMEP, fiind de complexitate ridicată, studenții sunt învățați cum să utilizeze funcția MATLAB deja implementată, <b>armax</b> . Sunt din nou reluate exemplele modelelor ARX și OE.	12	8
<b>Total:</b>		<b>30</b>	<b>20</b>

**Pachetul #4 – Identificare parametrică în manieră on-line**

No.	Titlu	Punctaj	Durată [ore]
7	<b>Algoritmi rapizi CMMP-R și VI-R, fără fereastră.</b> Se urmărește implementarea algoritmilor derivați din MCMMP-R și MVI-R, în variantele lor eficiente de bază (fără fereastră). Testarea lor se efectuează în cazul unor modele ARX și OE, cu parametri variabili în timp.	12	8
8	<b>Algoritmi rapizi CMMP-R și VI-R, cu fereastră.</b> Se reia modulul anterior, dar în cazul algoritmilor cu fereastră exponențială și cu fereastră dreptunghiulară.	18	12
<b>Total:</b>		<b>30</b>	<b>20</b>

**Pachetul #5 – Identificare de procese SISO uzuale**

No.	Titlu	Punctaj	Durată [ore]
9	<b>Identificarea unui uscător de păr.</b> Studenții sunt angrenați în identificarea unui prim proces real – un uscător de păr, de la care s-au achiziționat date în prealabil. Ei trebuie să utilizeze trusa de instrumente din MATLAB și, eventual, interfața grafică a acesteia. Demersul se încheie cu validarea modelului identificat.	8	5
10	<b>Identificarea unui manipulator cu un braț.</b> Ca și în cadrul modulului precedent, studenții încearcă identificarea celui de-al doilea proces real. Aici, este vorba despre un manipulator cu un braț, de la care s-au achiziționat date în prealabil.	8	5
11	<b>Identificarea unui schimbător de căldură.</b> În spiritul ultimelor două module, studenții încearcă identificarea celui de-al treilea proces real. În acest caz, este vorba despre un schimbător de căldură, de la care s-au achiziționat date în prealabil.	8	5
12	<b>Identificarea parametrilor fizici ai unui motor electric.</b> Acest modul este dedicat unei teme de identificare a modelelor în timp continuu. Studenții sunt ghidați pas cu pas în identificarea parametrilor unui motor electric, văzut ca sistem de timp continuu.	14	11
<b>Total:</b>		<b>38</b>	<b>26</b>

**Pachetul #6 – Modelare și predicție AR/ARMA a unor serii de timp**

No.	Titlu	Punctaj	Durată [ore]
13	<b>Identificarea componentei deterministe a unei serii de timp.</b> În cazul datelor achiziționate de la diferite fenomene naturale sau artificiale, adică al <i>seriilor de timp</i> , se poate construi un model determinist al acestora, format din tendința polinomială și componenta sezonieră (periodică), dacă există. Mai mult, acestea sunt optimizate în sensul unui criteriu numit <i>calitatea extrapolării</i> . Studenții sunt angrenați în implementarea și testarea algoritmilor aferenți identificării acestor componente. Este folosit un corpus de 25 de serii de timp achiziționate din diferite domenii (economie, meteorologie, sociologie, astronomie, medicină etc.).	19	13
14	<b>Identificarea componentei nedeterministe a unei serii de timp.</b> Continuând modulul precedent, partea reziduală rămasă după înlăturarea componentelor deterministe ale unei serii de timp va fi modelată ca un proces auto-regresiv. În plus, este definit un nou criteriu de optimizare, numit <i>calitatea predicției</i> , în raport cu care este selectat predictorul optimal din clasele AR și ARMA.	19	13
<b>Total:</b>		<b>38</b>	<b>26</b>

## 5. EVALUAREA CURSANȚILOR

### a) Activitățile evaluate și ponderea fiecăreia

Cele 100 de puncte de bază alocate în vederea examinării studenților sunt împărțite în 3 categorii: 40 de puncte pentru proiect, 10 puncte pentru participarea (inter)activă la curs și laborator, elaborarea de lucrări științifice de cercetare și idei originale (din aria cursului), premii/distincții și 50 de puncte pentru prestația din timpul examenului. În cazul nepromovării, punctajul de la proiect și cel suplimentar se conservă pînă la promovare, dar punctajul de la examen se reconstruiește de la 0 (zero) la fiecare reexaminare. Studenții au posibilitatea de a-și mări punctajul de la laborator (dar în limita celor 40 de puncte), între reexamnări successive, cu respectarea termenelor de predare, prin efectuarea unor lucrări de laborator suplimentare.

### b) Cerințele minimale pentru promovare

- Elaborarea și predarea laboratoarelor la termenele specificate în cursul semestrului.
- Rezultatele obținute de un student trebuie să fie originale și nu copiate sau preluate de la alte persoane.
- Punctajul minim de admitere în examen: 25 de puncte (laborator+activitate).
- Punctajul minim necesar promovării (laborator+activitate+examen) este de 50 de puncte (din cele 100).

### c) Calculul notei finale

- Punctajul total (proiect+activitate+examen), dacă este de cel puțin 50 de puncte, se împarte la 10 și se rotunjește la întregul cel mai apropiat. În caz contrar, după împărțirea la 10, nota obținută este trunchiată la întreg. Astfel, nota variază între 0 și 10, iar un punctaj de 49 de puncte este convertit la nota 4 (care nu asigură promovarea).
- Ca excepție de la regula de mai sus, nota 10 poate fi obținută și de către studenții care ating sau depășesc pragul de 90 de puncte.

## 6. REPERE METODOLOGICE

Cursul și laboratorul sunt prezentate într-o manieră hibridă: la bază se află o prezentare PowerPoint, dar pasajele de complexitate ridicată sau care necesită un ritm suficient de lent, sunt reluate sau dezvoltate în detaliu pe tablă.

Toată informația relativă la curs, laboratoare, punctaje, termene, examene, etc se regăsește pe pagina WEB a cursului:

<http://acs.curs.pub.ro/> .

## 7. BIBLIOGRAFIA MINIMALĂ A CURSULUI

- [LuSt08] Culiță J., Ștefănoiu D. – *Modelare analitică și experimentală a sistemelor*, Editura Printech, București, România, 2008.
- [LjL99] Ljung L. – *System Identification - Theory for the User*, Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J., 2<sup>nd</sup> edition, 1999.
- [PrMa96] Proakis J.G., Manolakis D.G. – *Digital Signal Processing. Principles, Algorithms and Applications.*, third edition, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA, 1996.
- [SoSt89] Söderström T., Stoica P. – *System Identification*, Prentice Hall, London, UK, 1989.
- [StD96a] Ștefănoiu D. – *Identificarea Experimentală a Sistemelor – Serii de Timp*, Tipografia Universității “Politehnica” din București, România, 1996.
- [StD96b] Ștefănoiu D. – *Identificarea Experimentală a Sistemelor – Probleme de Seminar*, Tipografia Universității “Politehnica” din București, România, 1996.
- [SMS04] Ștefănoiu D., Matei I., Stoica P. – *Aspecte practice în Modelarea și Identificarea Sistemelor*, Editura Printech, București, România, 2004.
- [SCS05] Ștefănoiu D., Culiță J., Stoica P. – *Fundamentele Modelării și Identificării Sistemelor*, Editura Printech, București, România, 2005.
- [SCT12] Ștefănoiu D., Culiță J., Tudor F.S. – *Abordări aplicative de modelare și identificare a sistemelor*, Editura Printech, București, România, 2012.
- [TeSt80] Tertișco M., Stoica P. – *Identificarea și Estimarea Parametrilor Sistemelor*, Editura Didactică & Pedagogică, București, România, 1980.
- [TeSt85] Tertișco M., Stoica P. – *Modelarea și Predicția Seriilor de Timp*, Editura Academiei Române, București, România, 1985.
- [TSP87] Tertișco M., Stoica P., Popescu Th. – *Identificarea Asistată de Calculator a Proceselor Industriale*, Editura Tehnică, București, România, 1987.

- **Notă:** Pe fond albastru, sunt indicate publicațiile echipei de curs și laborator, care constituie suport pentru învățare. Prima și ultima conțin teme de laborator, iar a doua – note de curs in extenso.

ȘEF DE CATEDRĂ

Prof. Ioan DUMITRACHE

TITULARI DE DISCIPLINĂ

Prof. Dan ȘTEFĂNOIU

Conf. Janetta CULIȚĂ