

FIȘA DISCIPLINEI¹⁾

1. Date despre program

1.1. Instituția de învățământ superior	Universitatea Petrol-Gaze din Ploiești
1.2. Facultatea	Litere și Științe
1.3. Departamentul	Informatică, Tehnologia Informației, Matematică, Fizică
1.4. Domeniul de studii universitare	Informatică
1.5. Ciclul de studii universitare	Master
1.6. Programul de studii universitare	Tehnologii avansate pentru prelucrarea informației

2. Date despre disciplină

2.1. Denumirea disciplinei	Tehnici avansate de data mining
2.2. Titularul activităților de curs	Conf.dr. mat. Marinoiu Cristian
2.3. Titularul activităților aplicative	Lector dr. Irina Ioniță
2.4. Anul de studiu	II
2.5. Semestrul*	3
2.6. Tipul de evaluare	Examen
2.7. Categoria formativă** / regimul*** disciplinei	F0/O

*numărul semestrului este conform planului de învățământ;

** fundamentală = F0; de domeniu = D1; de specialitate = S2; complementară = C3

*** obligatorie = O; opțională = A; facultativă = L

3. Timpul total estimat (ore pe semestru al activităților didactice)

3.1. Număr de ore pe săptămână	3	din care: 3.2. curs	2	3.3. Seminar/laborator	1
3.4. Total ore din planul de învățământ	42	din care: 3.5. curs	28	3.6. Seminar/laborator	14
3.7. Distribuția fondului de timp					ore
Studiu după manual, suport de curs, bibliografie și notițe					42
Documentare suplimentară în bibliotecă, pe platformele electronice de specialitate și pe teren					32
Pregătire seminarii/laboratoare, teme, referate, portofolii și eseuri					42
Tutoriat					14
Examinări					3
Alte activități					-
3.7. Total ore studiu individual	133				
3.8. Total ore pe semestru	175				
3.9. Numărul de credite	7				

4. Precondiții (acolo unde este cazul)

4.1. de curriculum	Analiza datelor
4.2. de competențe	Abilități de programare, de calculul probabilităților și de calcul statistic

¹⁾ Adaptare după Ordinul Ministrului educației, cercetării, tineretului și sportului nr. 5 703/2011 privind implementarea Codului național al calificărilor din învățământul superior, publicat în Monitorul Oficial al României, partea I, nr.880 bis / 13.XII.2011

5. Condiții (acolo unde este cazul)

5.1. de desfășurare a cursului	Sală cu dotare clasică
5.2. de desfășurare a	Sală cu calculatoare dotate cu soft adecvat

6. Competențe specifice acumulate

Competențe profesionale	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Dobândirea cunoștințelor, abilităților și atitudinilor necesare înțelegerii diverselor paradigme de modelare și dezvoltare a sistemelor socio-tehnice complexe din lumea reală și aplicării adecvate a acestora pentru a rezolva probleme din lumea reală; ➤ Dobândirea cunoștințelor fundamentale, teoretice și practice, necesare abordării problemelor complexe din lumea reală cu elemente avansate de inteligență artificială (data mining, inteligență computațională, pattern recognition etc.), precum și descoperirea interdisciplinarității inerente acestora și a gamei lor de aplicabilitate în analiza și procesarea avansată a datelor, în proiectarea produselor de orice tip etc. ➤ Dobândirea cunoștințelor fundamentale și abilităților aplicative privind analiza și procesarea datelor;
Competențe transversale	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Folosirea eficientă a vocabularului profesional și a limbajului specific în domeniul informatic, în limba română și într-o limbă de circulație internațională, pentru comunicarea concisă și precisă cu reprezentanți ai unor medii profesionale diferite, dar și pentru prezentarea convingătoare a cunoștințelor, abilităților și valorilor proprii; ➤ Utilizarea de metode și tehnici eficiente de învățare, informare, cercetare, dezvoltare, inovare, dar și de autoevaluare, care să faciliteze valorificarea cunoașterii dobândite și creșterea potențialului propriu de evoluție personală și profesională. Adaptarea continuă și eficientă la schimbările conceptuale, tehnice și de paradigmă din domeniul informaticii, prin învățare pe tot parcursul vieții, în sisteme formale de educație, dar și în alte contexte;

7. Obiectivele disciplinei (reieșind din grila competențelor specifice acumulate)

7.1. Obiectivul general al disciplinei	Obiectivul principal al disciplinei constă în însușirea de către studenți a principalelor tehnici de data mining
7.2. Obiectivele specifice	<p>După parcurgerea disciplinei studenții vor putea să:</p> <ul style="list-style-type: none"> • descrie tehnicile de data mining predate • utilizeze un software care permite aplicarea tehnicilor de data mining • utilizeze tehnici de data mining și să interpreteze rezultatele obținute

8. Conținuturi

8.1. Curs	Nr.ore	Metode de predare	Observații
1. Modele KDP (Knowledge Discovery Process)	2	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri	
2. Categorii de date utilizate în Data Mining. Pregătirea datelor pentru aplicarea tehnicilor de Data Mining	2	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri	
3. Modele liniare de clasificare Analiza discriminantă liniară Regresia logistică	4	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri	

4. Clasificatorii Naive Bayes și K Nearest Neighbours (KNN)	4	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri	
5. Arbori de decizie Algoritmul TDIDT (Top Down Induction of Decision Trees) Utilizarea entropiei pentru selecția atributului pentru divizare Algoritmul TDIDT pentru date continue	4	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri	
6. Estimarea acurateții de predicție a unui clasificator. Problema conflictelor în datele de antrenament. Overfitting, pruning	4	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri	
7. Performanța clasificatorilor. Matricea de confuzie. Graful și curba ROC (Receiver Operating Characteristics)	4	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri	
8. Metode pentru aprecierea calității unui model. Metode analitice (criteriile: AIC, BIC, Cp). Metode bazate pe reutilizarea selecției (metoda validării încrucișate, metoda bootstrap).	4	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri	
Bibliografie			
1. Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman, <i>The elements of Statistical Learning</i> , Springer-Verlag, New York, 2001			
2. Sergios Theodoridis, Konstantinos Koutroumbas, <i>Pattern recognition</i> , Elsevier Inc., 2009			
3. Max Bramer, <i>Principles of Data Mining</i> , Springer Verlag, London Limited 2007			
4. Christopher Bishop, <i>Pattern recognition and Machine Learning</i> , Springer Science+Business Media, 2006			
5. Denis Enachescu, <i>Tehnicistatistice de data mining</i> , Editura Universității din București, București, 2003			
8.2. Seminar / laborator/proiect	Nr. ore	Metode de predare	Observații
1. Aplicații ale modelelor liniare de clasificare	4	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri: aplicații pe calculator	
2. Utilizarea clasificatorilor Naive Bayes și K Nearest Neighbours (KNN) în aplicații	4	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri: aplicații pe calculator	
3. Aplicațiile arborilor de decizie	4	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri: aplicații pe calculator	
4. Aplicații pentru aprecierea calității unui model	2	Expunere, studii de caz, conversație, dezbateri: aplicații pe calculator	
Bibliografie			
1. Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome Friedman, <i>The elements of Statistical Learning</i> , Springer-Verlag, New York, 2001			
2. Sergios Theodoridis, Konstantinos Koutroumbas, <i>Pattern recognition</i> , Elsevier Inc., 2009			
3. Max Bramer, <i>Principles of Data Mining</i> , Springer Verlag, London Limited 2007			
4. Christopher Bishop, <i>Pattern recognition and Machine Learning</i> , Springer Science+Business Media, 2006			
5. Denis Enachescu, <i>Tehnicistatistice de data mining</i> , Editura Universității din București, București, 2003			

9. Coroborarea conținuturilor disciplinei cu așteptările reprezentanților comunității epistemice, asociațiilor profesionale și angajatori reprezentativi din domeniul aferent programului

Tehnicile de data mining reprezintă o direcție relativ nouă în Informatică. Fundamentate puternic pe rezultatele mai vechi sau mai noi din domeniile statisticii matematice și ale inteligenței artificiale, aceste tehnici sunt utilizate din ce în ce mai mult în lucrări de cercetare interdisciplinară datorită potențialului inovativ pe care-l oferă: extragerea cunoștințelor din uriașul volum de date acumulat de-a lungul timpului nu poate fi imaginată astăzi în afara utilizării acestor instrumente.

La ora actuală meseria de „miner în date” este practică de diverși specialiști (matematicieni, informaticieni, ingineri, economiști, medici, psihologi, geneticieni etc.) care au un minim de cunoștințe în domeniu și care sunt preocupați în valorificarea informațiilor acumulate în domeniul lor de activitate. Un statut bine conturat al specialistului în data mining este pe cale de a se definitiva (vezi, de exemplu <http://www.socdm.org/index.php/about-us/5-launch-announcement> sau http://www.allanalytics.com/author.asp?section_id=2587&doc_id=271335)

10. Evaluare

Tip activitate	10.1. Criterii de evaluare	10.2. Metode de evaluare	10.3. Pondere din nota finală
10.4. Curs	Calitatea prezentării subiectului și a răspunsurilor la examinarea finală	Examinare orală cu bilete	25%
10.5. Seminar/laborator/proiect	Calitatea activității desfășurate în cadrul laboratorului	Intrebari privitoare la modul de rezolvare a problemelor propuse in cadrul laboratorului	20%
	Calitatea răspunsurilor la testele de control	Teste de control pe parcursul semestrului	25%
	Calitatea proiectului elaborat în cadrul laboratorului	Prezentarea proiectului l pe calculator	20%
		Din oficiu	10%
10.6. Standard minim de performanță			
Studentul trebuie să			
<ul style="list-style-type: none"> • descrie corect metodele de clasificare prezentate la curs • știe să utilizeze pachetul de programe prezentat la laborator pentru rezolvarea problemelor care pot fi soluționate utilizând modelele anterioare • descrie corect cel puțin una din metodele de apreciere a calității unui clasificator 			

Data completării

Semnătura titularului de curs

Semnătura titularului de seminar/laborator

15.09.2017

Conf. dr. Marinoiu Cristian

Lector dr. Ioniță Irina

Data avizării în departament

Semnătura directorului de departament

20.09.2017

Conf. dr. Gabriela Moise

