

FIȘA DISCIPLINEI

1. Date despre program

1.1 Instituția de învățământ superior	Universitatea Tehnică din Cluj-Napoca
1.2 Facultatea	Facultatea de Electronică, Telecomunicații și Tehnologia Informației
1.3 Departamentul	Comunicații
1.4 Domeniul de studii	Inginerie electronică, telecomunicații și tehnologii informaționale
1.5 Ciclul de studii	Master
1.6 Programul de studii / Calificarea	Telecomunicații (TC) / Master
1.7 Forma de învățământ	IF – învățământ cu frecvență
1.8 Codul disciplinei	TC16.30

2. Date despre disciplină

2.1 Denumirea disciplinei	Predictia traficului in rețele de telecomunicatii folosind inteligenta artificiala						
2.2 Aria de conținut	Arie teoretică Arie metodologică Arie de analiză						
2.3 Responsabil de curs	Prof.dr.ing. Virgil DOBROTA – Virgil.Dobrota@com.utcluj.ro						
2.4 Titularul activităților de seminar / laborator / proiect	Prof.dr.ing. Virgil DOBROTA – Virgil.Dobrota@com.utcluj.ro Conf.dr.ing. Daniel ZINCA – Daniel.Zinca@com.utcluj.ro						
2.5 Anul de studiu	2	2.6 Semestrul	3	2.7 Tipul de evaluare	E	2.8 Regimul disciplinei	DS/ DO

3. Timpul total estimat

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
Distribuția fondului de timp					ore
Studiul după manual, suport de curs, bibliografie și notițe					20
Documentare suplimentară în bibliotecă, pe platformele electronice de specialitate și pe teren					12
Pregătire seminarii / laboratoare, teme, referate, portofolii și eseuri					20
Tutoriat					3
Examinări					3
Alte activități:					
3.7 Total ore studiu individual					58
3.8 Total ore pe semestru					100
3.9 Numărul de credite					4

4. Precondiții (acolo unde este cazul)

4.1 de curriculum	Introducere in inteligenta artificiala, Teoria traficului, Modelarea cu sisteme de cozi de asteptare
4.2 de competențe	N/A.

5. Condiții (acolo unde este cazul)

5.1. de desfășurare a cursului	Cluj-Napoca
5.2. de desfășurare a seminarului / laboratorului / proiectului	Cluj-Napoca

6. Competențele specifice acumulate

Competențe profesionale	C4. Conceperea, implementarea și operarea serviciilor de date, voce, video, multimedia, bazate pe înțelegerea și aplicarea notiunilor fundamentale din domeniul comunicațiilor și transmisiunii informației C5. Selectarea, instalarea, configurarea și exploatarea echipamentelor de telecomunicații fixe sau mobile și echiparea unui amplasament cu rețele uzuale de telecomunicații C7. Conceperea, implementarea și testarea de sisteme și de diverse tipuri de aplicații (prelucrări de semnale, clasificare, regresie, detecție, procesarea limbajului natural, recunoaștere de forme) care se bazează pe tehnici de învățare automată sau de învățare profundă
Competențe transversale	N/A

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

7.1 Obiectivul general al disciplinei	Dezvoltarea de competențe profesionale privind predicția traficului în rețele de telecomunicații folosind inteligența artificială.
7.2 Obiectivele specifice	<ol style="list-style-type: none"> 1. Asimilarea conceptelor de bază ale modelării, clasificării și predicției traficului de date. 2. Obținerea deprinderilor și a abilităților necesare pentru a utiliza algoritmi pentru învățare automată și învățare profundă în predicția traficului în general, cu particularizare pentru traficul de telecomunicații. 3. Obținerea deprinderilor și abilităților necesare pentru implementarea unor aplicații software legate de predicția traficului folosind rețele definite prin software, cloud computing, IoT și inteligența artificială.

8. Conținuturi

8.1 Curs	Metode de predare	Observații
1. Date de trafic în rețele de telecomunicații. Rolul clasificării traficului și al predicției traficului în operarea și managementul rețelelor.	Expunere la tablă, prezentare cu videoproiector, discuții.	Nu este cazul.
2. Seturi de date reale utilizate în mod obișnuit și la scară largă în clasificarea și predicția traficului.		
3. Metode și modele de clasificare a traficului.		
4. Metode și modele de predicție a fluxului de date		
5. Algoritmi de învățare automată pentru clasificarea traficului: Support Vector Machine		

(SVM), Decision Tree (DT), Random Forests (RFs).		
6. Algoritmi de invatare profunda pentru clasificarea traficului.		
7. Modele statistice pentru predicția fluxului de date în rețea (I): AutoRegressive Moving Average (ARMA), AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA).		
8. Modele statistice pentru predicția fluxului de date în rețea (II): Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average (SARIMA). Descompunere în serii de timp, Clustering in serii de timp.		
9. Algoritmi de invatare automata pentru predicția fluxului de date în rețea: Linear Regression (LR), Support Vector Machine (SVM), Random Forests (RFs)		
10. Algoritmi de invatare profunda pentru predicția fluxului de date în rețea: Long Short Term Memory (LSTM), Gater Recurrent Unit (GRU), Convolution Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN).		
11. Aplicatii ale predictiei traficului folosind inteligenta artificiala in retele definite prin software SDN, Cloud Computing si in Internet of Things (IOT).		
12. Aplicatii ale predictiei traficului folosind inteligenta artificiala pentru calitatea serviciilor (QoS) in retele locale.		
13. Probleme de cercetare deschise si directii viitoare de cercetare		
14. Recapitulare. Exemple de subiecte de la examenul din anul anterior		
Bibliografie		
1. M. Shaygan, C. Meese, W. Li, X. Zhao, M. Nejad, „Traffic Prediction using Artificial Intelligence: Review of Recent Advances and Emerging Opportunities”, Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol. 145, December 2022, 1039212023, Elsevier.		
2. A. Volkov, et. al., “IoT Traffic Prediction with Neural Networks Learning Based on SDN Infrastructure”, In: V.M. Vishnevskiy, K.E. Samouylov, D.V. Kozyrev (editors), “Distributed Computer and Communication Networks”, DCCN 2020. Lecture Notes in Computer Science, vol 12563. Springer, Cham, https://doi.org/10.1007/978-3-030-66471-8_6 .		
3. A. Chen, J. Law, and M. Aibin, "A Survey on Traffic Prediction Techniques using Artificial Intelligence for Communication Networks", Telecom, MDPI, 2021, Vol. 2, No. 4, pp. 518-535.		
4. F. Rau et. al., “A Novel Traffic Prediction Method Using Machine Learning for Energy Efficiency in Service Provider Networks”, Sensors, MDPI, 2023, Vol. 23, Issue 11. https://doi.org/10.3390/s23114997 .		
8.2 Laborator	Metode de predare	Observații
1. Capturarea si analiza traficului de date in retele locale folosind Wireshark	Experimente practice pe echipamente fizice,	Nu este cazul.

2. Capturarea și analiza traficului de date în rețele locale folosind NetFlow.	virtuale, în cloud și pe emulatoare.	
3. Extragerea caracteristicilor relevante din bazele de date de trafic mare folosind aplicația CICFlowMeter-V3.		
4. Aplicație de clasificare a traficului de date de rețea: amprenta protocolului TCP pentru detectarea versiunii de implementare.		
5. Aplicație de clasificare a traficului de date de rețea: detectarea unor protocoale uzuale din stratul aplicație (HTTPS, DNS, DHCP, SNMP s.a.)		
6. Aplicație software de predicție a traficului de rețea folosind metode statistice ARMA, ARIMA și SARIMA.		
7. Aplicație software de predicție a traficului de rețea folosind Reservoir Computing		
8. Aplicație software de predicție a traficului de rețea folosind algoritmul LSTM pe un set de date furnizat		
9. Aplicație software de predicție a traficului de rețea folosind algoritmul GRU pe un set de date furnizat		
10. Controlare SDN de tip ONOS, RYU, ODL cu predicția traficului.		
11. Aplicație software de predicție a traficului IOT în rețele de senzori fără fir		
12. Aplicație software de integrare a predicției traficului în calitatea serviciilor QoS.		
13. Aplicație software de integrare a predicției traficului în management și orchestrare cloud public/ privat/ hibrid.		
14. Recuperări laboratoare		
Bibliografie		
1. T. Erl, E. Monroy, "Cloud Computing: Concepts, Technology, Security, and Architecture", Second Edition, Pearson Education, 2023.		
2. C. Jackson, J. Gooley, A. Iliesiu and A. Malegaonkar, "Cisco Certified DevNet Associate DEVASC 200-901 Official Cert Guide", Cisco Press, 2020.		
3. D.A. Margin and V. Dobrota, "Overview of Echo State Networks using Different Reservoirs and Activation Functions," 2021 20th RoEduNet Conference: Networking in Education and Research (RoEduNet), Iasi, Romania, 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/RoEduNet54112.2021.9637715.		
4. D.A. Margin, I.A. Ivanciu and V. Dobrota, "Deep Reservoir Computing using Echo State Networks and Liquid State Machine," 2022 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom), Sofia, Bulgaria, 2022, pp. 208-213, doi: 10.1109/BlackSeaCom54372.2022.9858322.		
Referințe online		
1. "Ryu Documentation", Ryu, 2024, [Online], Available: https://ryu.readthedocs.io/en/latest/ .		
2. "Open Network Operating System (ONOS)", Open Network Foundation, 2024, [Online], Available: https://opennetworking.org/onos/ .		

3. "OpenDaylight", OpenDaylight Project the Linux Foundation, 2024, [Online], Available: <https://www.opendaylight.org/>

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

Competențele dobândite vor fi folosite în următoarele ocupații conform COR (Clasificarea Ocupațiilor din România): Inginer emisie; Inginer electronist, transporturi, telecomunicații; Inginer imagine; Inginer sunet; Proiectant inginer electronist; Proiectant inginer de sisteme și calculatoare; Inginer proiectant comunicații; Inginer sisteme de securitate; Inginer suport vânzări; Dezvoltator de aplicații multimedia; Inginer operare rețea; Inginer testare sisteme de comunicații; Manager proiect; Inginer de trafic; Consultant pentru sisteme de comunicații.

10. Evaluare

Tip activitate	10.1 Criterii de evaluare	10.2 Metode de evaluare	10.3 Pondere din nota finală
10.4 Curs	Nivelul cunoștințelor teoretice și a deprinderilor dobândite	Test teoretic (nota T) : examen scris cu 18 întrebări (10 tip grila cu răspunsuri corecte multiple sau niciun răspuns corect și 4 tip problema)	T, max 10 pct. 50%
10.5 Laborator	Nivelul abilităților practice dobândite	Proiect (P): examen oral și practic bazat pe laborator și proiect (de regulă 2p se acordă pentru lucrul în timpul semestrului).	P, max. 10 pct. 50%

10.6 Standard minim de performanță

Nivel calitativ:

Cunoștințe minimale:

- ✓ Înțelegerea conceptelor de bază privind modelarea, clasificarea și predicția traficului de date.
- ✓ Înțelegerea algoritmilor pentru învățare automată și învățare profundă, aplicați în predicția traficului în general, cu particularizare pentru traficul de telecomunicații.

Competențe minimale:

- ✓ Să poată implementa o aplicație software legată de predicția traficului folosind inteligența artificială.
- ✓ Să poată furniza și implementa soluții de colectare date de trafic în vederea creării de baze de date de antrenare și testare.

Nivel cantitativ:

- ✓ $T \geq 5$, $P \geq 5$ și $(T+P)/2 \geq 5$

Data completării:	Titulari	Titlu Prenume NUME	Semnătura
20.06.2024	Curs	Prof.dr.ing. Virgil DOBROTA	
	Aplicații	Prof.dr.ing. Virgil DOBROTA	
		Conf.dr.ing. Daniel ZINCA	

Data avizării în Consiliul Departamentului COM
10.07.2024

Director Departament Comunicații
Prof.dr.ing. Virgil DOBROTĂ

Data aprobării în Consiliul Facultății ETTI
11.07.2024

Decan
Prof.dr.ing. Ovidiu POP