



Универзитет у Нишу
Природно-математички факултет



Студијски програм
мастер академских студија

*Вештачка интелигенција и
машинско учење*

КЊИГА ПРЕДМЕТА

– Прилог 8.2. –

Ниш, септембар 2021. године

**ТАБЕЛЕ У ДОКУМЕНТАЦИЈИ ЗА АКРЕДИТАЦИЈУ СТУДИЈСКОГ ПРОГРАМА
ПРВОГ И ДРУГОГ СТЕПЕНА ВИСОКОГ ОБРАЗОВАЊА**

УВОДНА ТАБЕЛА

Назив студијског програма:	Вештачка интелигенција и машинско учење
Високошколска установа у којој се изводи студијски програм:	Универзитет у Нишу, Природно-математички факултет
Образовно – научно/образовно – уметничко поље:	Природно-математичке науке
Научна, стручна или уметничка област:	Рачунарске науке
Врста студија:	Мастер академске студије
Обим студија изражен ЕСПБ бодовима:	120
Назив дипломе:	Мастер информатике – вештачка интелигенција и машинско учење
Дужина студија:	2 године (4 семестра)
Година у којој је започела реализација студијског програма:	
Година када ће започети реализација студијског програма (ако је програм нов):	2021. godine
Број студената који студира по овом студијском програму:	40
Планирани број студената који ће се уписати на овај студијски програм:	
Датум када је програм прихваћен од стране одговарајућег тела (навести ког):	12.05.2021. godine
Језик на коме се изводи студијски програм:	српски
Година када је програм акредитован:	
Web адреса на којој се налазе подаци о студијском програму:	www.pmf.ni.ac.rs

Студијски програм „Вештачка интелигенција и машинско учење“

СПИСАК ПРЕДМЕТА

Р.б.	Шифра	Назив	Ужа научна, уметничка односно стручна област	Семестар	предавањ	а	Вежбе	ДОН	Остали час.	ЕСПБ
1.	ИМИ11	Машинско учење и вештачка интелигенција	рачунарске науке	1	3	3	0	0	8	
2.	ИММУ12	Алгоритми оптимизације у машинском учењу	рачунарске науке	1	3	3	0	0	7	
3.	ИММУ13	Статистичке основе интелигентне обраде података	математичке науке / рачунарске науке	1	3	3	0	0	8	
4.	ИМИ05	Комбинаторика и теорија графова	математичке науке / рачунарске науке	1	3	2	0	0	7	
5.	ИМИ37	Безбедност информација и вештачка интелигенција	рачунарске науке	1	3	2	0	0	7	
6.	ИМИ06	Пробабилитички аутомати	рачунарске науке	1	3	2	0	0	7	
7.	ИМИ07	Бајесова анализа података	математичке науке	1	3	2	0	0	7	
8.	ИМИ08	Теорија информација у машинском учењу	рачунарске науке	1	3	2	0	0	7	
9.	ИМИ01	Технолошки практикум напредне обраде података	рачунарске науке	1	3	2	0	0	7	
10.	ИММУ21	Вештачке неуронске мреже	рачунарске науке	2	3	3	0	0	8	
11.	ИММУ22	Обрада великих скупова података	рачунарске науке	2	3	2	1	0	8	
12.	ИМИ09	Методика електронског учење	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
13.	ИМИ36	Машинско учење и вештачка интелигенција у роботизи	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
14.	ИМИ10	Конструкција преводиоца и интерпретера	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
15.	ИМИ11	Тестирање и метрика софтвера	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
16.	ИМИ12	Пробабилитички графички модели	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
17.	ИМИ13	Дигитална обрада слика	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
18.	ИМИ14	Методе статистичке анализе	математичке науке	2	3	2	0	0	7	
19.	ИМИ15	Напредни курс из рачунарских архитектура	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
20.	ИМИ16	Рачунарска графика 1	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
21.	ИМИ17	Виртуелне учионице	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
22.	ИМИ18	Паралелно и дистрибуирано машинско учење	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	
23.	ИМИ19	Регресиона анализа података	математичке науке	2	3	2	0	0	7	
24.	ИМИ20	Развој платформи за мешовито учење	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7	

25.	ИМИ21	Напредни дизајн и анализа алгоритама	рачунарске науке	2	3	2	0	0	7
26.	ИМСИР	Студијски истраживачки рад	рачунарске науке	3	0	0	0	8	7
27.	ИММУ31	Софтверске платформе и програмски језици за интелигентну обраду података	рачунарске науке	3	3	2	1	0	8
28.	ИММУ32	Учење појачавањем	рачунарске науке	3	3	2	1	0	8
29.	ИМСПП	Стручна/педагошка пракса	рачунарске науке	3	0	0	0	6	3
30.	ИМИ22	Статистички софтвер	математичке науке / рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
31.	ИМИ23	Функционално програмирање	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
32.	ИМИ24	Рачунарска графика 2	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
33.	ИМИ25	Фази системи	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
34.	ИМИ26	Анализа временских низова	математичке науке	4	3	2	0	0	7
35.	ИМИ27	Ненадгледано машинско учење	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
36.	ИМИ28	Математичка логика	математичке науке / рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
37.	ИМИ29	Комплексне мреже	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
38.	ИМИ30	Системи засновани на знању	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
39.	ИМИ31	Теорија одлучивања	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
40.	ИМИ32	Примена вештачке интелигенције у биомедицини	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
41.	ИМИ33	Обрада природних језика	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
42.	ИМИ34	Дигитална обрада сигнала	рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
43.	ИМИ35	Дидактичко-информатичке иновације	педагошке науке / рачунарске науке	4	3	2	0	0	7
44.	ИМПМР	Мастер рад - студијски истраживачки рад	рачунарске науке	4	0	0	0	10	8
45.	ИММР	Мастер рад - израда и одбрана	рачунарске науке	4	0	0	0	6	12

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: МАШИНСКО УЧЕЊЕ И ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА			
Наставник/наставници: Бранимир Т. Тодоровић, Диаз Родригuez Сусана Ирене, Иван П. Станимировић			
Статус предмета: Обавезни на студијском програму МАС Вештачка интелигенција и машинско учење и МАС Рачунарске науке			
Број ЕСПБ: 8			
Услов: нема			
Циљ предмета			
Упознавање са алгоритмима и моделима машинског учења и вештачке интелигенције			
Исход предмета			
На крају курса студент треба да буде способан да за дати проблем одабере одговарајуће алгоритме и моделе из области машинског учења и вештачке интелигенције имплементира их у C++-у и python-у, упореди их са сличним имплементацијама у постојећим окружењима, какаво је на пример Сцикит Леарн, и примени у решавању проблема, примењујући при томе различите мере за евалуацију имплементираних модела.			
Садржај предмета			
<i>Теоријска настава</i>			
Линеарна регресија(теорема Гаус Маркова, метод најмањих квадрата, метод максимума веродостојности, бајесовска линеарна регресија), Перцептрон, Класификатори са максималном маргином (линеарни класификатор и тренирање у дуалном простору по координатама, секвенцијална минимална оптимизација), Логистичка регресија(тренирање у примарном простору: стохастички спуст градијента, итеративни тежински метод најмањих квадрата), Неуронске мреже (Фишеров и Бајесов приступ естимацији, регуларизација, критеријумске функције за нелинеару регресију, нелинеарну бинарну класификацију, нелинерну вешелабелну и вишекласну класификацију, алгоритам простирања грешке уназад кроз мрежу са директним простирањем сигнала), Алгоритми кластерована и не-надгледане анализе података , Максимизирање очекивања, Марковљеви ланци, Скривени Марковљеви модели, Витербијево декодирање, Баум Велч алгоритам тренирања скривених марковљевих модела,Тренирање и тестирање алгоритама, Мере евалуације (матрица конфузије, истински позитивни, истински негативни, лажно позитивни, лажно негативни, тачност, прецизност, одзив)			
<i>Практична настава</i>			
Имплементација алгоритама и модела машинског учења са којима су студенти упознати на теоријској настави у C/C++-у, Python-у (NumPy, CuPy) i Scikit Learn-у.			
Литература			
<ol style="list-style-type: none"> 1. Pattern Recognition and Machine Learning, Christopher M. Bishop, April 6th 2011, Springer 2. Statistical Pattern Recognition, Second Edition. Andrew R. Webb, John Wiley & Sons, Ltd. 2002, ISBNs: 0-470-84513-9. 3. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Trevor Hastie, Robert Tibshirani, and Jerome Friedman, Springer, 2008, ISBN-13: 978-0387848570, ISBN-10: 0387848576 4. Mathematics for Machine Learning, Marc Peter Deisenroth, A. Aldo Faisal, Cheng Soon, Cambridge University Press, April 2020, ISBN: 9781108455145 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 3	
Методе извођења наставе			
Предавања и вежбе се реализују комбиновањем класичних метода наставе са практичним демонстрирањем кодова којима се имплементирају разматрани алгоритми и модели машинског учења. Знање студената се тестира на колоквијумима и завршном писаном и усменом испиту, где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	30

практична настава		усмени испит	45
колоквијум-и	20		
семинар-и			

Студијски програм: МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: АЛГОРИТМИ ОПТИМИЗАЦИЈЕ У МАШИНСКОМ УЧЕЊУ			
Наставник/наставници: Марко Б. Миладиновић, Long Jin			
Статус предмета: Обавезни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета			
Стицање знања из области нумеричке оптимизације и њихове примене у машинском учењу као и у обради и анализи слика, текста, видео и аудио сигнала.			
Исход предмета			
На крају курса студент треба да буде способан да одабере алгоритам нумеричке оптимизације и имплементира га а потом и примени у решавању проблема из области дигиталне обраде слике, компјутерског вида, обраде видео и аудио сигнала. Такође, потребно је да разуме оптимизационе методе које се примењују код неуронских мрежа како би знао да одабере одговарајући метод и правилно подеси хипер параметре.			
Садржај предмета			
<i>Теоријска настава:</i>			
Метод градијентног спуста: дефиниција, особине, конвергенција. Тачно линијско претраживање: квадратна функција, конвергенција, значај и примена. Методи нетачног линијског претраживања: правила Армија и Голдстеина-а, Волфе-ово правило. Њутнов метод: дефиниција, особине, конвергенција. Модификовани Њутнови методи: дијагонална апроксимација Хесијана, метод Левенберг-а, метод Голдстеин-Прајс. Квази Њутнови методи: ажурирање симетричном матрицом ранга 1, ДФП метода, БФГС метода. Унапређења метода градијентног спуста: стохастички градијентни спуст, мини-беч градијентни спуст, примене код неуронских мрежа: Адаград, РМСПроп, Моментум, Адам. Оптимизација са ограничењем: допустив скуп, Каруш–Кан–Такер-ови услови, оптимални услови првог реда, Лагранже-ови множитељи..			
<i>Практична настава</i>			
Имплементација алгоритама покривених у теоријској настави у програмским језицима matlab и python			
Литература			
<ol style="list-style-type: none"> 1. М. Miladinović, Р. Stanimirović, Nelinearna optimizacija, Univerzitet u Nišu, 2015., ISBN 978-86-6275-041-9 2. J. Nocedal and S.J. Wright, Numerical Optimization, Springer Series in Operations Research, Springer, 1999, ISBN 978-0-387-40065-5 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3		Практична настава: 3
Методe извођења наставе			
На предавањима се користе класичне методе наставе. На вежбама се практично реализује изложена материја и решавају типични проблеми. Знање студената се тестира на пројектима и завршном писаном и усменом испиту, где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: СТАТИСТИЧКЕ ОСНОВЕ ИНТЕЛИГЕНТНЕ ОБРАДЕ ПОДАТАКА			
Наставник/наставници: Мирослав М. Ристић, Игњатовић Јелена, Погањ Тибор			
Статус предмета: Обавезни			
Број ЕСПБ: 8			
Услов: нема			
Циљ предмета Стицање основних знања из области статистичке интелигентне обраде података.			
Исход предмета Опособљавање студента да ефикасно анализира податке методима математичке статистике.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> 1. Основни појмови. Основне статистичке расподеле. Одређивање узорка. Случајни узорак. Стратификовани узорак. Групни узорак. Систематски узорак. Емпиријска функција расподеле. Теорема Гливенко-Кантели. Метод Монте-Карло. Расподеле неких статистика. Функција генератрисе момената. 2. Оцењивање параметара. Постојаност. Непристрасност. Ефикасне оцене. Регуларне фамилије расподела вероватноћа. Информанта случајног узорка. Доња Рао-Крамерова граница. Довољне статистике. Минималне довољне статистике. Комплетна фамилија расподела. Експоненцијална фамилија расподела. Метод момената. Метод максималне веродостојности. Статистике поретка. Интервално оцењивање параметара. 3. Тестирање статистичких хипотеза. Основни појмови. Нојман-Пирсонов тест. Униформно најмоћнији тестови. Тест количника веродостојности. Параметарски и непараметарски тестови. <i>Практична настава</i> Решавање задатака и проблема у вези са теоријском наставом.			
Литература 1. Roussas, G.G., A course in mathematical statistics, Academic Press, 1997. 2. Стојановић, С., Математичка књига, Научна књига, Београд, 1979. 3. Rasch, D., Schott, D., Mathematical Statistics, John Wiley & Sons Ltd, 2018. 4. Lehmann, E.L., Elements of large-sample theory, Springer-Verlag, New York, 1999. 5. Ивковић, З.А., Математичка статистика, Научна књига, Београд, 1980. 6. Casella, G., Berger, R.L., Statistical inference, Duxbury, 2002. 7. T. Fischetti, R analiza podataka, Kompjuter biblioteka Beograd, 2018 8. T. Fischetti, R analiza podataka. Izd. 1, Kompjuter biblioteka Beograd, 2018			
Број часова активне наставе		Теоријска настава: 3	Практична настава: 3
Методе извођења наставе Класични начини извођења наставе и вежби. Знање се проверава на колоквијумима, писаном и усменом испиту.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијуми	2x20=40		
пројекти			

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ**Назив предмета: КОМБИНАТОРИКА И ТЕОРИЈА ГРАФОВА****Наставник/наставници:** Марко С. Милошевић**Статус предмета:** Изборни**Број ЕСПБ:** 7**Услов:** нема**Циљ предмета**

Упознавање нових метода комбинаторике и графова.

Исход предмета

Студенти ће у току курса овладати фундаменталним појмовима из теорије комбинаторике и графова; Биже оспособљени да алгоритамски генеришу пермутација и комбинација, представљају графове, изоморфизам, повезаност, повезаност графова, и одреде најкраће путеве у графовима.

Садржај предмета*Теоријска настава:*

Принципи пребројавања, уређени избори елемената, пермутације, неуређени избори елемената, биномни коефицијенти, генерисање пермутација и комбинација, принцип укључења-искључења и примене, рекурентне релације, решавање рекурентних релација, подели-и-покори алгоритми, функције генератрисе, партиције природних бројева, Каталанови бројеви, графови, представљање графова, изоморфизам, повезаност, бипартитни графови, Ојлерови и Хамилтонови графови, бојење графова, стабла и њихове примене, број разапињућих стабала, минимална разапињућа стабла, алгоритми на графовима: BFS и DFS алгоритми, тополошко сортирање, повезаност графова, најкраћи путеви у графу.

Практична настава

Обрађују се примери у складу са теоријском наставом.

Литература

1. Д.Стевановић, М.Ћирић, С.Симић, В.Балтић, Дискретна математика—Основи комбинаторике и теорије графова, Друштво математичара Србије, Београд, 2008.
2. James A. Anderson, Diskretna matematika sa kombinatorikom, Računarski fakultet, Beograd, i CET, Beograd, 2005 (glave 1-4, delovi glava 5, 6 i 8). – prevod knjige: James A. Anderson, Discrete Mathematics with Combinatorics, Pearson Education, Inc., 2004.
3. Kenneth Rosen, Discrete Mathematics with its Applications, McGraw Hill, 2003.
4. Д. Цветковић, Дискретна математика за компјутерске науке, Просвета Ниш, 1996

Број часова активне наставе**Теоријска настава:** 3**Практична настава:** 2**Методe извођења наставе**

На предавањима се користе класичне методе наставе. На вежбама се практично реализује изложена материја и решавају типични проблеми. Знање студената се тестира кроз домаће задатке у оквиру практичне наставе, на пројектима и завршном усменом испиту, где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.

Оцена знања (максимални број поена 100)

Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писани испит	0
практична настава	30	усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ
Назив предмета: БЕБЕЗБЕДНОСТ ИНФОРМАЦИЈА И ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА
Наставник/наставници: Јелена М. Игњатовић, Зорана З. Јанчић, Владан Тодоровић
Статус предмета: Изборни
Број ЕСПБ: 7
Услов: нема
<p>Циљ предмета</p> <p>Циљ предмета је да упозна студенте са основним принципима безбедности информација, са дизајном Bitcoina, Etheruma и других криптографских валута и начинима њиховог функционисања у пракси, при чему ће фокус бити на криптографији, теорији игара и мрежној архитектури и примени алгоритама машинског учења и вештачке интелигенције у заштити података. Студенти ће бити упознати са новим правцима у криптографији и начинима примене нових алата из вештачке интелигенције и машинског учења у борби против вируса и малвера.</p>
<p>Исход предмета</p> <p>На крају курса студенти треба да буде упознати са основним циљевима и средствима криптографије, да овладају основним техникама мајновања Bitcoina, Etheruma и других крипто валута, да знају да користе основне платформе за рад са овим системима, као и да буду способни да додају неку функцију у те платформе или дизајнирају сопствену апликацију. Студенти ће научити како да примењују готова решења за откривање упада у мрежу, малвера и нежељене поште, имплементирана у Python-у.</p>
<p>Садржај предмета</p> <p><i>Теоријска настава</i></p> <ul style="list-style-type: none"> - Основе криптографије- преглед историје, безбедносни системи, кратак опис симетричних алгоритама; - Криптосистеми са јавним кључем, Diffie–Hellman-ов систем размене кључева; - RSA криптосистем и могући напади, дигитални потпис, протоколи; - Блок шифре, DES и Triple DES; - Хеширање и хеш-потпис; - Block chain као технологија помоћу које раде крипто-валуте - основе, примене, Block chain новчаници; - Bitcoin и Ethereum као криптовалуте; Bitcoin vs. Ethereum; - Мајновање криптовалута; - Ethereum као децентрализована компјутерска платформа; - Типови трансакција које се могу извршити на Ethereum-у; - Нови правци у криптографији – заштита мрежног саобраћаја, спречавање губитка података, безбедност података на облаку; - Алгоритми и модели машинског учења <ul style="list-style-type: none"> за откривање упада у мрежу, за откривање крађе идентитета, за откривање малвера, за откривање нежељене поште и лажних профила у друштвеним мрежама, за криптографију, за системе за потврду идентитета и за испитивање сигурносних својстава протокола. <p><i>Практична настава</i></p> <p>На вежбама ће студенти радити задатаке везане за примену основних алгоритама за шифровање података, примену Blockchaina, задатке из програмирања који ће пружити практично искуство у интеракцији са овим валутама и примену већ развијених алгоритама и модела вештачке интелигенције у Cyber security. Студенти ће користити већ развијене алгоритме и моделе вештачке интелигенције, имплементиране у Pythonу, и</p>

примењивати их за откривање упада у мрежу, откривање малвера и нежељене поште.

Литература

1. H. Delfs and H. Knebl, Introduction to Cryptography, Springer, 1998.
2. D. Salomon, Data Privacy and Security, Springer, 2003.
3. Jonathan Katz and Yehuda Lindell, Introduction to Modern Cryptography, CRC PRESS, 2007.
4. Ritesh Modi, Solidity Programming Essentials, a beginner's guide to build smart contracts for Ethereum and blockchain, PACKT> BIRMINGHAM – MUMBAI, 2018
5. David Salomon, Foundations of Computer Security, Springer-Verlag London Limited 2006
6. Hands-On Machine Learning for Cybersecurity: Safeguard your system by making your machines intelligent using the Python ecosystem, Soma Halder , Sinan Ozdemir, 2018, Packt Publishing Ltd.

Број часова активне наставе
3+3

Теоријска настава: 3

Практична настава: 2

Методe извођења наставе

За извођење наставе неопходни су рачунари и табла. Наставник није предавач, већ менаџер и организатор часа, а настава се реализује кроз дискусије, анализу тема и практичну продукцију видео материјала.

Оцена знања (максимални број поена 100)

Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	0
Домаћи задаци	10 (5x2)	усмени испт	45
Колоквијум-и	40 (2x20)	
семинар-и			

Начин провере знања могу бити различити наведено у табели су само неке опције: (писмени испити, усмени испт, презентација пројекта, семинари итд.....

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ПРОБАБИЛИСТИЧКИ АУТОМАТИ			
Наставник/наставници: Александар Б. Стаменковић, Мирослав Ђирић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање са основним концептима теорије језика и аутомата над пољима, са посебним освртом на пробабилистичким аутоматима, њиховим еквиваленција са извесним пробабилистичким моделима, попут означених Маркоовљевим ланцима и скривеним Марковљевим моделима (НММ), упознавање са методама учења (тренирања) пробабилистичких аутомата и са њиховом практичноом применом.			
Исход предмета Студент треба да усвоји основне концепте теорије пробабилистичких аутомата, да овлада основним техникама превођења ових аутомата у различите пробабилистичке моделе и да буде у стању да самостално имплементира различите алгоритме учења пробабилистичких аутомата са циљем решавања различитих практичних проблема закључивања из прошлости.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Информативно упознавање са основним појмовима теорије тежинских аутомата: распознавање језика, детерминизација, редукција броја стања аутомата, минимални аутомат језика. Аутомати над пољима: детерминизација, методи редукције броја стања, конструкција минималних аутомата. Пробабилистички аутомати: пробабилистички аутомати типа 1 (Рабин), еквиваленција пробабилистичких аутомата типа 1 и означених Марковљевих ланаца, методи трансформације пробабилистичких аутомата типа 1 у означене Марковљеве ланце и обратно. Пробабилистички аутомати типа 2 (De la Higuera): еквиваленција пробабилистичких аутомата типа 2 и НММ-ова, методи трансформације пробабилистичких аутомата типа 2 у НММ-ове и обратно, проблеми увећања броја стања. Учење (енгл. learning) пробабилистичких аутомата: метод учења помоћу фреквенција, алгоритам аlogria, state-merging алгоритми, алгоритам базиран на разлучивим (distinguishing) стрингова, Mdi алгоритам, Baum-Welch алгоритми. Примена пробабилистичких аутомата у процесирању природних језика, генетске мутације, pattern recognition. <i>Практична настава</i> Стечено теоријско знање у овој области примењује се у решавању конкретних задатака, и на изради софтвера којим се примењују стечена знања из теоријске наставе.			
Литература 1. M. Droste, W. Kuich, H. Vogler, (eds.), Handbook of Weighted Automata. Springer, Heidelberg 2009. 2. Colin de la Higuera, Grammatical Inference-Learning Automata and Grammars, Cambridge University Press 2010. 3. Azaria Paz, Introduction to probabilistic automata, Academic Press, New York, 1971.			
Број часова	активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2
Методe извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе уз коришћење пројектора. На вежбама се практично кроз писани рад, али и уз помоћ рачунара реализују изложени принципи и анализирају типични проблеми и њихова решења. Знање студената се тестира преко израде домаћих задатака и колоквијума, и писани испит, где се путем решавања задатака утврђује како степен усвојених теоријских знања, тако и вештина њихове примене. На завршном усменом испиту се проверава свеобухватно разумевање изложеног градива.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава	20	усмени испит	30
колоквијуми	20	

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: БАЈЕСОВА АНАЛИЗА ПОДАТАКА			
Наставник/наставници: Предраг М. Поповић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање студента и овладавање принципима Бајесове теорије одлучивања и њених техника и метода			
Исход предмета Студент је упознат са основним карактеристикама и предностима примене бајесовске анализе података. На крају курса је способан да у C++ или python-у имплементира основне алгоритме Бајесовог одлучивања, одлучивања у условима неизвесности и стабла одлучивања.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Основни појмови. Субјективне вероватноће. Преференције. Функција корисности. Бајесов ризик. Бајесово одлучивање. Одлучивање у условима неизвесности (оптимистички, песимистички, Хурвицов, Севицов метод). Одлучивање у условима ризика. Стабло одлучивања. Секвенцијално одлучивање. Вишеатрибутивно одлучивање. <i>Практична настава</i> Непосредан рад са студентима, дефинисање и решавање пратећих проблема у вези са теоријском наставом. Решавање одговарајућих задатака.			
Литература 1. Ристић М, Настић А, Теорија одлучивања , Природно-математички факултет, Ниш, 2017. 2. М.Н. deGroot, Optimal Statistical Decisions , McGraw-Hill, New York, 1970.. 3. G. Parmigiani, L. Inoue, Decision Theory: principles and approaches , Wiley's series in probability and statistics, 2009. 4. P. Goodwin, G. Wright, Decision analysis for management judgment , Wiley and Sons, 2004.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3		Практична настава: 2
Методe извођења наставе На вежбама и предавањима се примењује класични начин извођења наставе уз пректичне демонстрације имплементираних алгоритама на интересантним проблемима анализе података. Посебно се наглашавају основне карактеристике и предности примене Бајесове анализе. Знање се проверава на пројектима, писаном и усменом испиту.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава		усмени испт	30
колоквијум-и		
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ТЕОРИЈА ИНФОРМАЦИЈА У МАШИНСКОМ УЧЕЊУ			
Наставник/наставници: Марко Д. Петковић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање са основним концептима теорије информације и кодирања, као и примене у машинском учењу.			
Исход предмета На крају курса студент треба да овлада основним појмовима теорије информација, као и основним методама кодирања и преноса информација и примене у машинском учењу, да имплементира у python-у основне алгоритме кодирања, израчунавања капацитета канала, заштитног кодирања и узорковања сигнала.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Основни појмови теорије информација: ентропија, особине и јединице ентропије, ентропија сложеног система, условна ентропија, релативна ентропија, сопствена и узајамна информација, ентропија континуалног извора информација (диференцијална ентропија), условна и релативна ентропија континуалног извора. Дискретни извори информација: врсте извора информација, ентропија дискретног извора, Марковљеви извори, ентропија Марковљевог извора и примена на скривене Марковљеве моделе. Изворно кодирање: основни појмови, једнозначно декодабилни кодови, Крафтова неједнакост, Макмиланова теорема, прва Шенонова теорема, Шенон-Фано и Хафманов код. Комуникацијски канали и заштитно кодирање: статистички модел телекомуникационог канала, капацитет дискретног и континуалног канала, примери израчунавања капацитета канала, асимптотско еквипартиционо својство, друга Шенонова теорема, ML (Maximum Likelihood) и MAP (Maximum a Posteriori) декодери, кодови са вероватноћом грешке 0, Фано неједнакост и обрат друге Шенонове теореме. Заштитно кодирање: линеарни блок кодови, циклични кодови, декодирање у AWGN каналу, Витербијев алгоритам, LDPC кодови, belief propagation алгоритми, алгоритми за итеративно декодирање (belief propagation), Галагеров А/В алгоритам, Max-Sum алгоритам. Дискретизација континуалних сигнала: теорема о одмеравању, скаларни квантизери, Лојд-Максов алгоритам, компандинг модел, пројектовање квантизера за широк опсег снага, векторски квантизери. <i>Практична настава</i> Вежбе у рачунском центру. Обрађују се и имплементирају примери у складу са теоријском наставом.			
Литература 1. Т.М. Cover, J.A. Thomas, Elements of information theory, 2nd. ed., Wiley, 2006. 2. W. Chu, Speech coding algorithms, Wiley, 2003. 3. Д. Драјић, П. Иваниш, Увод у теорију информација и кодовање, Академска мисао, 2009.			
Број часова активне наставе		Теоријска настава: 3	Практична настава: 2
Методe извођења наставе Интерактивна предавања уз коришћење могућности дељења екрана у рачунарској учионици. За потребе реализације предиспитних обавеза и завршног испита студентима је потребно око 60 часова самосталног учења и вежбања, од чега 2 часа недељно током семестра и око 30 часова припреме у испитном року.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	25
практична настава	5	усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ТЕХНОЛОШКИ ПРАКТИКУМ НАПРЕДНЕ ОБРАДЕ ПОДАТАКА			
Наставник/наставници: Светозар Р. Ранчић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање са технологијама обраде података које укључују обраду велике количине података, а у циљу постизања перформанси обраде користе процесну моћ графичких картица. Стицање знања о технологијама, радним оквирима и окружењима која у својој обради користе вишенитну обраду на вишејезгарним процесорима, коју допуњују обрадом на графичким процесорима. Стицање знања о другим актуелним напредним технологијама обраде и визуелизације података.			
Исход предмета Способност познавања начина функционисања рачунарских система са вишејезгарним централним и графичким процесним јединицама. Способност самосталног пројектовања софтверских система који користе обе процесне групе.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Архитектура графичке картице и комуникација са осталим компонентама рачунарског система. ЦУДА програмски модел. ЦУДА извршни модел. Глобална и локална меморија. Дељива меморија и константна меморија. Токови и конкурентност. Фино подешавање примитива на инструкцијском нивоу. Библиотеке убрзане ЦУДА израчунавањем. Примери радних оквира и окружења који користе графичке процесоре: Tensor Flow, Python Употреба библиотеке са ЦУДА израчунавањем у решавању проблема: Big data – аналитика и визуелизација. Перспективе развоја и употребе хибридне ЦПУ-ГПУ обраде. <i>Практична настава</i> Разрада концепата и материјала из теоријске наставе кроз примере. Домаћи задаци. Пројекат, мањи појединачни и већи (рад у групама)			
Литература 1. John Cheng, Max Grossman, Ty McKercher, Professional CUDA C Programming, Wrox Press Ltd. September 2014, ISBN:978-1-118-73932-7			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе На предавањима и вежбама се, на конкретним примерима решавања проблема напредне обраде података на високо паралелним системима, демонстрира начин имплементације и код писан у C++/CUDA.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
колоквијум-и		усмени испит	30
пројекти	2x20=40	

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ			
Наставник/наставници: Бранимир Т. Тодоровић, Иван. П. Станимировић, Bolin Liao			
Статус предмета: Обавезни			
Број ЕСПБ: 8			
Услов: Машинско учење и вештачка интелигенција			
Циљ предмета СТИЦАЊЕ ЗНАЊА ЗА ИЗ ОБЛАСТИ ВЕШТАЧКИХ НЕУРОНСКИХ МРЕЖА И ЊИХОВЕ ПРИМЕНЕ У ОБРАДИ У АНАЛИЗИ И ОБРАДИ СЛИКЕ, ТЕКСТА, ВРЕМЕНСКИХ СЕРИЈА, ВИДЕО И АУДИО СИГНАЛА.			
Исход предмета На крају курса студент треба да буде способан да одабере алгоритам адаптације архитектуре и параметара вештачке неуронске мреже, имплементира их директно у python-у користећи библиотеке ниског нивоа NumPy и CuPy , и примени у решавању проблема из области интелигентне обраде слике, текста, временских серија, видео и аудио сигнала.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Математички модели неурона, слојеви са директним простирањем сигнала, матрични облик пропагације грешке уназад, нормализација и регуларизација слојева, рекурентне неуронске мреже, попагација грешке уназад кроз време, калманов филтар као алгоритам учења неуронских мрежа, конволуционе неуронске мреже, пропагација грешке уназад кроз конволуционе слојеве, слојеви фокуса, аутоенкодери, варијациони аутоенкодери, генеративне противничке мреже, развој и кодирање софтверског окружења у Python-у за имплементацију вештачких неуронских мрежа применом библиотека NumPy и CuPy, графови израчунавања, алгоритамско диференцирање, имплементација директне пропагације и пропагације грешке уназад кроз линеарни слој, слој нормализације, конволуциони слој, деконволуциони слој, рекурентни слој. Примена у обради текста, предикцији временских серија, идентификацији и контроли динамичких система, обради слике, видео и аудио сигнала. <i>Практична настава</i> Имплементација алгоритама адаптације архитектуре и параметара вештачких неуронских мрежа у Python-у применом библиотека NumPy и CuPy .			
Литература 1. Deep Learning, : Ian J Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron C. Courville, November 2016, The MIT Press, ISBN:978-0-262-03561-3 2. Deep Learning with Python, Francois Chollet, December 2017, Manning Publications Co.,ISBN:978-1-61729-443-3			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 3	
Методe извођења наставе На предавањима и вежбама се математичка извођења модела вештачких неуронских мрежа и алгоритама учења комбинују са практичном имплементацијом директно у python-у . Знање студената се тестира кроз пројекте које они реализују и писани и усмени део испита, где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ОБРАДА ВЕЛИКИХ СКУПОВА ПОДАТАКА			
Наставник/наставници: Милан Б. Тасић, Иван С. Живковић			
Статус предмета: Обавезни			
Број ЕСПБ: 8			
Услов: нема			
Циљ предмета <p>Стицање теоријских и практичних знања која су везана за методе обраде и анализе великих скупова података. Упознавање са концептом великих и комплексних скупова података: основним карактеристикама, технологијама и неопходној инфраструктури за прикупљање, чување и обраду података. Детаљно упознавање Apache Spark платформе и примена постојећих функционалности у анализи великих скупова података. Изучавање компоненти Spark екосистема: Spark Streaming, GraphX и Spark SQL. Упознавање са MLib, Spark библиотеком за машинско учење и имплементација алгоритама применом MLib функција.</p>			
Исход предмета <p>Овладавање основним знањима неопходним за препознавање и решавање проблема који спадају у домен великих скупова података. Стицање знања о архитектури Spark платформе као и вештина за њену примену у дистрибуцији података и паралелно извршавање задатака над подацима. Оспособљавање за примену различитих сценарија обраде података заснованих на комбинацији Spark SQL, Spark Streaming и комплексној аналитици података. Разумевање примене GraphX библиотеке у решавању проблема мрежне анализе. Овладавање вештинама програмирања у Spark платформи коришћењем PySpark -а. Имплементација алгоритама Машинског учења применом MLib библиотеке.</p>			
Садржај предмета <p><i>Теоријска настава</i></p> <p>Анализа комерцијално расположивих система NoSQL (mongoDB, Cassandra, Hypertable, CouchDB) и BigData (Hadoop, ApacheSpark). Увод у аналитику великих скупова података коришћењем Apache Spark платформе. Apache Spark API (application program interface). Обрада података применом Spark технологије. Spark streaming модул. Машинско учење применом Spark-а MLib, Spark GraphX моду.</p> <p><i>Практична настава</i></p> <p>Практичан рад. Идентификовање изазова дизајна таквих система који укључују анализу, сакупљање, меморисање, трајност, обраду, визуализацију, поузданост и сигурност. Анализираће се и комерцијално расположиви системи NoSQL (mongoDB, Cassandra, Hypertable, CouchDB) и BigData (Hadoop, ApacheSpark). На крају, студенти ће се бити оспособљени да самостално евалуирају и класификују велике и комплексне скупове података, сагледају изазове дизајна великих база података, дизајнирају и имплементирају практичне примере коришћењем комерцијално расположивих алата.</p>			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. Bill Chambers and Matei Zaharia, <i>Spark: The Definitive Guide - Big Data Processing Made Simple</i>, O'Reilly Media 2018. 2. Brad Dayley, Brendan Dayley, Caleb Dayley, <i>Node.js, MongoDB i Angular: integrisane alatke za razvoj veb strana</i>, Kompjuter biblioteka, 2018. 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3		Практична настава: 3
Методe извођења наставе <p>Предавања са темама наведеним у садржају.</p>			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	10	писмени испит	
практична настава		усмени испит	40
пројекти	2x25=50		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ		
Назив предмета: МЕТОДИКА ЕЛЕКТРОНСКОГ УЧЕЊА		
Наставник/наставници: Ивана З. Мицић		
Статус предмета: Изборни		
Број ЕСПБ: 7		
Услов: нема		
Циљ предмета Оспособљавање за педагошки рад из области информатике, упознавање са основним принципима електронског учења и његовом практичном применом у настави, упознавање са применама вештачке интелигенције у електронском учењу.		
Исход предмета Студенти ће бити оспособљени за практичну примену система електронског учења у школама, као и за самостално креирање и дизајнирање материјала за електронско учење. Студенти ће бити оспособљени да користе развијене алате и моделе вештачке интелигенције којима се унапређује интерактивност, семантичко претраживање садржаја, аутоматско генерисање питања и одговора и издвајање информација из материјала.		
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Електронско учење (е-учење): педагошки аспекти е-учења, организовање садржаја за е- учење, оруђа и платформе за е-учење, креирање медија за е-учење, вођено образовно окружење (Managed Learning Environment – MLE), проблеми MLE-а, предности MLE-а, мултимедија у образовању, симулације и игре у е-учењу. Учење на даљину: online едукација, коресподентни курсеви, учење фокусирано на ученика, контрола процеса учења и ученика. Конференције на даљину: видео конференције, потребан хардвер и мрежна опрема, историја, примена видео конференција и њихов утицај на посао и ширу јавност. Веб конференције: историја, општи преглед. Школа код куће: општи преглед, мотивација за учење код куће, методе учења код куће и опште мишљење о томе, посебни материјали, учење без принуде, академски резултати, социјални развој. Комбиновано учење: тренутно и алтернативно коришћење термина комбиноване едукације, електронско учење у оквиру електронског учења. Колаборативни софтвер: општи преглед, три нивоа колаборативности, имплементација, методе гласања. Moodle. Примена вештачка интелигенција у електронском учењу: аутоматско генерисање одговора на постављена питања и аутоматско постављање питања на основу задатих контекста применом неуронских мрежа. Издвајање информација(концепата, релација, догађаја) и семантичко претраживање текста, слика, табела, шема и аудио и видео материјала, применом модела и алгоритма машинског учења <i>Практична настава</i> Вежбе у рачунском центру. Обрађују се и имплементирају примери у складу са теоријском наставом.		
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. B. Lalić, U. Marjanović, I. Žunić, B. Bogojević Moodle eLLab Priručnik za predavače, 2017 2. D. Glušac, Elektronsko učenje, Theniči fakultet “Mihajlo Pupin” ,Zrenjanin 2012 3. R. C. Clark, R. E. Mayer, E-Learning and the Science of Instruction, John Wiley & Sons, Inc., 2008. 4. W. H. Rice IV, Moodle - E-Learning Course Development, Packt Publishing Inc., 2006. 5. J. P. S. Fernandes, Moodle 1.9 Multimedia, Packt Publishing Inc., 2009. 6. Z. Budimac, Z.Putnik, L. Jakelić, Ž. Komlenov, Kako kreirati lekcije u softverskom oruđu Moodle, priručnik za predavače, Prirodno-matematički fakultet, Novi Sad, 2007. 		
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2
Методe извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе уз коришћење пројектора и интеракцију са студентима. Током практичне наставе, која се обавља на рачунарима, студенти самостално примењују стечена знања, у складу са пређеним градивом.		

Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	10	писмени испит	20
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: МАШИНСКО УЧЕЊЕ И ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА У РОБОТИЦИ			
Наставник/наставници: Бранимир Т. Тодоровић, Shuai Li, Иван. П.Станимировић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: Машинско учење и вештачка интелигенција, Вештачке неуронске мреже			
Циљ предмета Стицање знања из области примене машинског учења и вештачке интелигенције у роботизици, програмирања и симулације алгоритама и модела за управљање роботима.			
Исход предмета На крају курса студент треба да буде способан да, користећи Python/C++ и оперативни систем робота, програмира моделе и алгоритме машинског учења и примени их у управљању радом једноставних модела робота или софтверских симулација робота.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Увод у алгоритма учења у роботизици: учење имитирањем, програмирање демонстрирањем; Самонадгледано и аутономно учење; Учење сарадњом већег броја агената; Калманов филтар и естимација стања динамичких система; Учење стратегија контроле у динамичком окружењу; Кинематика, кинетика и контрола хватања роботизоване руке; Препознавање и детекција објеката; Фузија информација добијених од сензора; Планирање задатака и путања кретања. <i>Практична настава</i> Истраживање блокова робота - код и електроника; Raspberry PI у роботизици; основе израде робота; покретање и контрола серво мотора, програмирање сензора удаљености, роботски вид и обрада слике и видео сигнала; препознавање и детекција; симулација аутономног кретања робота.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. Programming Robots with ROS: A Practical Introduction to the Robot Operating System, Morgan Quigley, Brian Gerkey, William D. Smart, December 25, 2015, O'Reilly Media, ISBN-10 : 1449323898, ISBN-13 : 978-1449323899 2. Learning Robotics Using Python, Lentin Joseph , May 27, 2015, Packt Publishing ISBN-10 : 1783287535, ISBN-13 : 978-1783287536 3. Learn Robotics Programming: Build and control autonomous robots using Raspberry Pi 3 and Python, Danny Staple, November 29, 2018 , Packt Publishing, ISBN-10 : 1789340748, ISBN-13 : 978-1789340747 			
Број часова активне наставе		Теоријска настава: 3	Практична настава: 2
Методe извођења наставе Предавања и вежбе ће бити извођене демонстрирањем имплементације алгоритама машинског учења и вештачке интелигенције у роботизици. При томе се као основни програмски језици користе Python/C++/CUDA а као основно окружење оперативни систем или симулација оперативног система робота, односно ивичног рачунара који се везује на робота. Знање студената се тестира кроз пројекте које самостално раде, и на завршном писаном и усменом испиту, где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС РАЧУНАРСКЕ НАУКЕ			
Назив предмета: КОНСТРУКЦИЈА ПРЕВОДИОЦА И ИНТЕРПРЕТАТОРА			
Наставник/наставници: Светозар Р. Ранчић			
Статус предмета: изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета			
Циљ предмета је упознавање студената са основним појмовима теорије формалних језика, са основним техникама конструкције језичких процесора, преводиоца и интерпретатора и оспособљавање студената за употребу стандардних алата за конструкцију језичких процесора и преводиоца.			
Исход предмета			
Очекује се да студент по завршетку курса демонстрира разумевање, критичку анализу и примену важећих теорија модела и техника из области конструкције програмских преводилаца. Да буде у стању да на формалан начин опише синтаксу језика и применом стандардних алата конструише једноставније језичке процесоре и транслаторе.			
Садржај предмета			
<i>Теоријска настава</i>			
Опис програмских језика, синтаксни дијаграми, Бекусова нормална форма (BNF) и проширена Бекусова нормална форма (EBNF), контексно-независне граматике, LL, LR и сродне граматике, генератори компилатора, принцип рада компилатора, атрибутивне граматике, пример компилатор генератора, примери компилатора за подскуп процедуралног или објектно-оријентисаног програмског језика, основни делови компилатора, управљање табелама симбола, основни елементи лексичке анализе, синтаксна анализа – метода рекурзивног спуста, LL анализа, семантичка анализа усклађености типова, апстрактна машина, генерисање кода, оптимизација кода, напредне методе синтаксне анализе, примена LL и LR граматика. Увод у формалне елементе обраде природних језика: сегментације речи (токенизације), морфолошке сегментације и описа, одређивања и обележавања делова говора (POS –part of speech), упознавање са NER (named entity recognition) категоријама и формалним описом користећи стандардне алате.			
<i>Практична настава</i>			
Вежбе, Други облици наставе, Студијски истраживачки рад. Пројектовање и развој појединих фаза превођења коришћењем готових алата или коришћењем програмских језика у оквиру вежби на рачунару..			
Литература			
<ol style="list-style-type: none"> 1. М. Станковић, С. Стојковић, Ж. Тошић, Програмски преводиоци, Електронски факултет у Нишу, 2018. 2. Д. Велашевић, Д. Бојић, Збирка задатака из програмских преводилаца I, Електротехнички факултет у Београду, Академска мисао, 2001. 3. Д. Витас, Преводиоци и интерпретатори – Увод у теорију и методе компилације програмских језика , Математички факултет, Београд 2006. 4. А. V. Aho, М. S. Lam, R. Sethi, J. D. Ullman, Compilers: Principles, Techniques, and Tools, Addison Wesley, 2006. 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе			
Предавања са темама наведеним у садржају, вежбе у класичном облику, вежбе на рачунару.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и	60		
семинар-и	10		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ТЕСТИРАЊЕ И МЕТРИКА СОФТВЕРА			
Наставник/наставници: Светозар Р. Ранчић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Курс је намењен усвајању приступа тестирању софтвера и упознавању са техникама имплементације плана тестирања. Такође се бави упознавањем са статичком анализом софтвера, врстама метрика софтвера и применама.			
Исход предмета Студенти који положе испит имају потребна знања и технике из тестирања и метрика софтвера и примена.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Упознавање са тестирањем софтвера, местом у методологијама развоја софтвера. Место тестирања у управљању квалитетом у развоју софтвера. Типови тестирања софтвера. Бокс методе за тестирање софтвера. Функционално тестирање: јединично тестирање и ограничења, интеграционо тестирање, системско и регресионо тестирање. Тестови прихватања алфа и бета тестирање. Нефункционално тестирање: тестирање перформанси (тестови оптерећења, стрес тестирање), тестирање употребљивости, сигурности, портабилности. Документација тестирања, планови, сценарија и случајеви. Увод у Метрику софтвера. Основне, традиционалне метрике. Мерење интерних атрибута производа у смислу величине, структуре. Мерење цене и уложеног напора. Мерење екстерних атрибута производа, квалитета. Мерење поузданости софтвера, Објектно оријентисане метрике. Упознавање са стандардима ISO/IEC 25001 из области тестирања софтвера, као и увод у стандардне из области квалитета софтвера ISO/IEC 25041 и 250 (60, 61, 64). Такође упознавање са стандардима из области метрика софтвера: ISO/IEC 2502, као и стандардима у области квалитета у употреби метрика 25022 <i>Практична настава</i> Практично увежбавање тема обрађених на часовима теоријске наставе, Алати за аутоматско тестирање, и одређивање метрика.			
Литература 1. Дражен Драшковић, Драган Бојјић, Тестирање софтвера, уџбеник са збирком задатака, Академска мисао, 2019. 2. Јован Поповић, Тестирање софтвера у пракси, ЦЕТ, 2012. 3. Elfriede Dustin, Jeff Rashka, John Paul, Automated Software Testing: Introduction, Management and Performance, Addison-Wesley Professional, 1999. 4. Mauro Pezze and Michael Young, Software Testing and Analysis: Process, Principles and Techniques, John Wiley & Sons, 2008. 5. Stephen H. Kan, Metrics and Models in Software Quality Engineering, Addison-Wesley Publishing 2002.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе "Предавања са темама наведеним у садржају, вежбе у класичном облику, вежбе на рачунару уз употребу алата за аутоматско тестирање и одређивање метрике софтвера писаног у C++, C# и Java програмским језицима.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	30

практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм: МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ПРОБАБИЛИСТИЧКИ ГРАФИЧКИ МОДЕЛИ			
Наставник/наставници: Велимир М. Илић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање студената са основним типовима графичких модела и алгоритмима над њима, као и упознавање са доменом примене у експертским системима, вештачкој интелигенцији и машинском учењу, имплементација алгоритама у C++-у или MATLAB-у и примене у анализи текста, слике и аудио сигнала.			
Исход предмета У оквиру овог курса, студенти ће овладати теоријским и практичним аспектима пробабилистичких графичких модела. Научиће да представе физичке проблеме математичким моделима и развиће основне компјутерске вештине за имплементацију ових модела. По завршетку курса, биће оспособљени да самостално решавају основне проблеме из области процесирања сигнала, машинског учења и експертских система.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Типови пробабилистичких графичких модела: фактор-графови, Марковљева случајна поља, Бајесовске мреже, везна стабла. Гаусовски графички модели. Ланци: Скривени Марковљеви модели. Закључивање на графовима без циклуса. Алгоритам пропагације уверења, макс-продукт алгоритам. Алгоритми закључивања над ланцима: алгоритам двосмерне пропагације, Витербијев алгоритам, Калманов филтар. Закључивање у графовима са циклусима: алгоритам пропагације уверења, варијационо закључивање, алгоритам везног стабла. Основне методе аутоматског учења графичких модела. <i>Практична настава</i> У оквиру вежби студенти ће радити на имплементацији алгоритама пробабилистичке графичке моделе. За израду завршног пројекта студенти ће моћи да опционо користе било који од програмских језика C++ или MATLAB, као и све доступне библиотеке за изборни програмски језик.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> David JC Mac Kay. Information theory, inference and learning algorithms. Cambridge university press, 2003. Jordan, M. I. (Ed.). (1998). Learning in graphical models (Vol. 89). Springer Science & Business Media. Koller, Daphne, and Nir Friedman. Probabilistic graphical models: principles and techniques. MIT press, 2009. Frey, Brendan J., J. Frey Brendan, and Brendan J. Frey. Graphical models for machine learning and digital communication. MIT press, 1998. Wainwright, Martin J., and Michael I. Jordan. "Graphical models, exponential families, and variational inference." Foundations and Trends® in Machine Learning 1.1–2 (2008): 1-305. Ghahramani, Zoubin, and Matthew J. Beal. Graphical models and variational methods. Advanced mean field methods-theory and practice. MIT Press, 2000. 			
Број часова активне наставе		Теоријска настава: 3	Практична настава: 2
Методe извођења наставе Предавања ће бити реализована комбинацијом методе усменог излагања и методе разговора уз методу демонстрације преко видео пројектора. На вежбама ће студенти учествовати у практичном раду на рачунарима, где ће уз помоћ сарадника имплементирати основне алгоритме за пробабилистичке графичке моделе.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ДИГИТАЛНА ОБРАДА СЛИКА			
Наставник/наставници: Марко Д. Петковић, Весна И. Величковић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање са основним појмовима и методима везаним за дигиталну обраду слике. Овладавање неопходним математичким апаратом. Демонстрација и практична примена научених метода.			
Исход предмета Студент би требао да буде упознат са основним методима за обраду, компресију и рестаурацију слика. Такође, студент би требао да буде у стању да те методе самостално имплементира и/или примени на конкретне проблеме.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Увод у дигиталну обраду слике: представљање слике, модели боја, геометријске трансформације, хистограм слике, одмеравање и квантизација. Трансформације слике: дводимензионална дискретна Фуријеова трансформација, дискретна косинусна трансформација, таласићи, Нааг-ова трансформација, Hadamard-ова трансформација. Основне операције над сликама: линеарни филтри, изоштравање слике, медијански филтер, промена резолуције, бинаризација. Напредније операције над сликама: морфолошке операције, детекција контура, сегментација, уклањање шума, рестаурација слика. Компресија и формати слике: JPEG формат, JPEG2000 формат, PNG формат, GIF формат <i>Практична настава</i> Вежбе у рачунском центру. Обрађују се и имплементирају примери у складу са теоријском наставом.			
Литература 1. W. Burger, M.J. Burge, Digital Image Processing, Springer, 2008 2. R.C. Gonzales, R.E. Woods, Digital Image Processing (4rd edition), Pearson, 2017. 3. V. Veličković, Методика почетног курса програмирања, Prirodno–matematički fakultet, Niš 2017			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методе извођења наставе Интерактивна предавања уз коришћење могућности дељења екрана у рачунарској учионици. Демонстрирање имплементације разматраних алгоритама, практичне имплементације и примене. Знање се проверава кроз пројекте, писани и усмени део испита.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	20
практична настава	5	усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: МЕТОДЕ СТАТИСТИЧКЕ АНАЛИЗЕ			
Наставник: Милош Д. Цветковић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Овладавање знањем о методама статистичке анализе.			
Исход предмета Оспособљавање студената да ефикасно изведе статистичко закључивање на основу посматраних података, а применом метода статистичке анализе.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> <ol style="list-style-type: none"> Анализа варијансе (АНОВА). Мултиваријациона анализа варијансе (МАНОВА). Метод главних компонената. Популационе главне компоненте. Узорачке главне компоненте. Факторска анализа. Ортогонални факторски модел. Оцењивање факторског модела методом главних компонената и методом максималне веродостојности. Тест заједничких фактора. Ротација фактора. Пондерисани метод најмањих квадрата. Факторски скорови. Каноничка корелација. Каноничке променљиве. Статистичко закључивање код великих узорака. Дискриминација и класификација. Општи случај две популације. Случај две мултиваријационе нормалне популације. Евалуационе функције класификовања. Класификација у случају више од две популације. Кластер анализа. Мере сличности. Хијерархијске и нехијерархијске методе груписања. Вишедимензионално скалирање. <i>Практична настава</i> Решавање задатака и проблема у вези са теоријском наставом.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> Rencher A. C. (2002) Methods of Multivariate Analysis, John Wiley & Sons, New York. Ковачић З.Ј. (1995) Мултиваријациона анализа, Универзитет у Београду, Економски факултет. Johnson R.A., Wichern D.W. (2007) Applied Multivariate Statistical Analysis, Pearson Education, Inc. Rao C.R. (2002) Linear Statistical Inference and Its Applications, John Wiley & Sons, New York. Anderson T.W. (1958) An introduction to multivariate statistical analysis, John Wiley & Sons, New York. 			
Број часова	активне наставе	Теоријска настава: 45	Практична настава: 30
Методе извођења наставе На предавањима и вежбама се класичан приступ настави комбинује са практичним демонстрирањем обрађених алгоритама и метода и обради података и комуникацији са студентима, при чему се они усмеравају на налажење примера у којима је могуће применити разматране алгоритме.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	20
практична настава		усмени испит	40
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: НАПРЕДНИ КУРС ИЗ РАЧУНАРСКИХ АРХИТЕКТУРА			
Наставник: Предраг В. Кртолица			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање са паралелним рачунарским архитектурама.			
Исход предмета Познавање и разумевање савремених паралелних рачунарских архитектура и конкурентног програмирања			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Разлози увођења паралелизма. Класификација паралелних система. Мерење и извештавање перформанси. Квалитативни принципи пројектовања рачунара. Убрзање. Амдалов закон. Густафсонов закон. Једначине перформански CPU-а. Проточност инструкција и перформансе проточних система. Гранање код проточних система. Хазарди проточних система. RISC процесори. Паралелизам на нивоу инструкција. Суперскаларни и суперпроточни процесори. Векторски процесори. Основне векторске архитектуре. Процесорска поља. Организација процесорских поља. Структура процесног елемента. Технике маскирања процесних елемената. Комуникација међу процесним елементима. Спрежне мреже. Мултипроцесори. Класификација. Симетрични мултипроцесори. Кеш кохеренција. Протоколи за обезбеђивање кеш кохеренције. MESI протокол. Кластери. NUMA. Синхронизација и комуникација код MIMD система. Семафори. Монитори. Техника слања порука. Рандеву механизам у Ади. Архитектура IA-64. Мотивација и општа организација. EPIC технологија. Формат инструкција и асемблерски језик. Префикација, спекулација и софтверска проточност. Организација Itanium-а. <i>Практична настава</i> Вежбе на рачунару из конкурентног програмирања (BACI) и Parallaxis симулатор/интерпретатор.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. J. L. Gustafson, Reevaluating Amdhal's Law, Communications of the ACM, 31:5, (May 1988). 2. K. Hwang, F. A. Briggs, Computer Architecture and Parallel Processing, New York, McGraw-Hill, 3. D. A. Patterson, J. L. Hennessy, Computer Architecture: A Quantitative Approach, 2/e, Morgan Kaufmann Publishers, inc. San Francisko, California, 1996. 4. W. Stallings, Computer Organization and Architecture, 6/e, Prentice Hall, 2006. 5. J. Till, Computer System Architecture, Electron Des. (USA), vol. 37, no. 1, pp 50-63 (12. Jan 1989). 6. D. Milosavljević, Praktikum za vežbe na računaru iz predmeta Paralelni računarski sistemi, Elektronski fakultet, 1995. 7. М. Д. Петковић, Основи конкурентног програмирања са збирком задатака, Универзитет у Нишу, ПМФ, Ниш, 2010. 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе уз коришћење пројектора и интеракцију са студентима. Током практичне наставе, која се обавља на рачунарима, студенти се усмеравају да самостално примењују стечена знања, у складу са пређеним градивом.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	20
практична настава		усмени испт	40
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: РАЧУНАРСКА ГРАФИКА 1			
Наставник/наставници: Весна И. Величковић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање са концептима и алгоритмима рачунарске графике.			
Исход предмета Студенти ће бити оспособљени за примену алгоритама из рачунарске графике.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Основни појмови рачунарске графике. Растерски и векторски графички системи. Основни графички формати. Обрада слике. Графички уређаји. Битмапе. Колор модели. Графичке координате. Пројекције. Матрице трансформације. Растеризација. Основни графички објекти. Bresenham-ови алгоритми. Полигонална апроксимација кривих линија. Семпловање и антиалиасинг. Полутонирање. Фонтови. Одсецање линија и полигона. 2D одсецање. Cohen-Sutherland-ови алгоритми. Cyrus-Beck-ов алгоритам. 3D одсецање. Sutherland-Hodgman-ов алгоритам. Weiler-Atherton-ов алгоритам. Попуњавање полигона. Алгоритми ивица. Алгоритми сејања. Скривене линије и површи. Жичани, транспарентни и пуни модел. Алгоритам пливајућег хоризонта. Робертс-ов алгоритам. Warnock-ов алгоритам. Weiler-Atherton-ов алгоритам. Catmull-ов алгоритам. Z-бафер. Ray tracing. Моделирање кривих. Безијеров модел. Параметарски кубни модел. B-spline. Рационални модели. Моделирање површи. Рендеровање. Илуминациони модел. Сенчење. Специјални ефекти. <i>Практична настава</i> Практично увежбавање тема обрађених на часовима теоријске наставе. Анализа и програмирање обрађених алгоритама.			
Литература 1. J.Foley, A.van Dam, S.Feiner, J.Hughes, <i>Computer Graphics – Principles and Practice</i> , Addison-Wesley, 1990. 2. M.K. Agoston, <i>Computer Graphics and Geometric Modeling – Implementation and Algorithms</i> , Springer-Verlag, 2005. 3. D.Rogers, <i>Procedural elements for computer graphics</i> , McGraw-Hill, 2000.			
Број часова активне наставе:	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе Предавања тема наведеним у садржају предмета, теоријске вежбе, вежбе на рачунару.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	30
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и		
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ		
Назив предмета: ВИРТУЕЛНЕ УЧИОНИЦЕ		
Наставник/наставници: Зорана З. Јанчић		
Статус предмета: Изборни		
Број ЕСПБ: 7		
Услов: нема		
Циљ предмета Потребе новог доба захтевају од наставника да студенте ангажују на другачији начин који би их мотивисао, пружио шири знања и искуства и поставио их у центар процеса учења. Циљ овог предмета је да укаже на предности пројектне наставе и повезивања учионице са другим факултетима у земљи и иностранству, омогућавајући тако ученицима да на савремен и ефикасан начин стекну нова знања.		
Исход предмета Студенти ће бити оспособљени да користе алате за креирање окружења у виртуелном дигиталном простору помоћу видео-конференцијског Lifesize система, да развију знања и вештине комуникације на даљину у реалном времену, организације вебинара, припреме виртуелних презентација и видео материјала везаног за одређену наставну тему.		
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> <ul style="list-style-type: none"> - Инсталација виртуелне учионице са наставником као организатором и ментором који надгледа процес; - Упознавање са основним алатима и могућностима Lifesize видео-конференције, комбинација најбољих аспеката веб-конференције са најбољим аспектима видео конференције; - Повезивање видео-конференције са Teams-ом и постојећим налозима на облаку; - Безбедност система, додељивање улога и привилегија под надзором наставника; - Дефинисање правилника за remote приступ, сагледавањем индивидуалних потреба и обавеза студената - Наставник на часу је покретач процеса учења кроз дискусију и критички осврт; - Подела на тимове и избор конкретних пројектних задатака; - Повезивање учионице са другим факултетима у земљи и иностранству, у договореним терминима ради размене искустава и организација дискусија и квизова везано за теме пројектних задатака; - Повезивање глобалног и виртуелног Teams-а са 4К-видео снимцима; - Измештање учионице у природно окружење и снимање кратког видео-материјала; - Праћење тренинга које воде страни експерти (наставници); - Припрема виртуалне презентације (уз поштовање четири основна принципа) и снимање; - Представљање презентација организацијом вебинара; - Дискусије и критички приступ свим пројектима; <i>Практична настава</i> Упоредо са предавањима, виртуална учионица ће пратити конкретне пројектне задатке, обрађиваће се неопходни софтвери за њихову реализацију, конференцијска опрема и камере користиће се у измештеним учионицама.		
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. D. Christopher, <i>The Successful Virtual Classroom: How to Design and Facilitate Interactive and Engaging Live Online Learning</i>, AMACOM, 2014 2. C. Huggett, <i>The Virtual Training Guidebook: How to Design, Deliver, and Implement Live Online Learning</i>, eBook 3. L.B.Nilson, L.A. Goodson, <i>Online Teaching at Its Best: Merging Instructional Design with Teaching and Learning Research</i>, Jossey-Bass, 2017 4. 4K Video Conferencing: How to Connect Virtual and Global Teams with 4K Video, https://www.lifesize.com/en/video-conferencing-blog/why-4k-video-conferencing 5. How to Give a Virtual Presentation, https://www.lifesize.com/en/video-conferencing-blog/virtual-presentation-tips 		
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2
Методe извођења наставе За извођење наставе користиће се видео-конференцијска Lifesize опрема, рачунари и лаптопови као и паметни телефони уз инсталирани облак- софтвер и remote-приступ. За снимање, едитовање и презентовање видео		

материјала користиће се камера и видео-конференција.

Оцена знања (максимални број поена 100)

Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	10	писмени испит	0
пројекти-практична настава	2x20=40	усмени испит	30
колоквијум-и	0	
вебинар-и	20		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ПАРАЛЕЛНО И ДИСТРИБУИРАНО МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Наставник/наставници: Бранимир Т. Тодоровић, Младен Ђ. Манчић, Душан С. Шарковић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: Машинско учење и вештачка интелигенција			
Циљ предмета Стицање знања за из области паралелне и дисгрибуиране имплементација алгоритама и модела машинског учења и дубоких неуронских мрежа у C/C++-у CUDA-и.			
Исход предмета На крају курса студент треба да буде способан да одабере алгоритам адаптације архитектуре и параметара вештачке неуронске мреже имплементира их у C/C++-и CUDA-и и примени у решавању проблема из области интелигентне обраде слике, текста, временских серија, видео и аудио сигнала.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Хетерогено паралелно програмирање; CUDA програмски и извршни модел, нити, блокови и решетке процесора; Глобална, дељена и константна меморија; Токови и паралелизам; Дељење израчунавања на већи број акцелератора; Матрични облик пропагације грешке уназад; Имплементација конволуционих и рекурентних слојева; Паралелизам архитектура и алгоритама учења; Паралелна и дистрибуирана имплементација учења мрежа са директним простирањем сигнала, конволуционих и рекурентних неуронских мрежа. <i>Практична настава</i> Имплементација алгоритама адаптације архитектуре и параметара вештачких неуронских мрежа у C++-у и CUDA-и.			
Литература 1. Professional CUDA C Programming, John Cheng, Max Grossman, Ty McKercher, Wrox Press Ltd. September 2014, ISBN:978-1-118-73932-7			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе Класични облици наставе на предавањима и вежбама комбинују се са практичним имплементацијама модела и алгоритама машинског учења и вештачке интелигенције у C/C++-и CUDA-и. Знање студената се тестира кроз пројекте које самостално раде, и завршном писаном и усменом испиту, где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: РЕГРЕСИОНА АНАЛИЗА ПОДАТАКА			
Наставник: Предраг М. Рајковић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Стицање знања из области регресионе анализе.			
Исход предмета Студент је оспособљен да успешно дефинишу, оцењују и примењују моделе регресионе анализе.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> <ol style="list-style-type: none"> 1. Прости и вишеструки линеарни регресиони модели. Оцењивање параметара методом најмањих квадрата. Тестирање хипотеза и интервали поверења коефицијената регресионог модела. Геометрија најмањих квадрата. Центрирана форма. 2. Теорија нормалне регресије за једнодимензиони случај. Оцене регресионог модела методом максималне веродостојности. Тест количника веродостојности. 3. Најбоља прогноза једнодимензионог обележја на основу вектора предиктора. Коефицијент детерминисаности нормалних модела. Тестирање коефицијента детерминисаности. Дијагностика модела. Избор променљивих и постепена регресија. 4. Мултиваријациона вишеструка линеарна регресија. Основни појмови, предвиђање и прогнозирање. 5. Регресиони модели са случајним предикторима. Нормални модел са стандардизованим регресионим коефицијентима. 6. Основе нелинеарних регресионих модела. Логистичка регресија. Логлинеарни регресиони модел. Пуасонов регресиони модел. <i>Практична настава</i> Решавање задатака и проблема у вези са теоријском наставом.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. Rencher A.C., Schaalje G.B. (2007) Linear Models in Statistics, John Wiley & Sons, New York. 2. Yan X., Su X.G. (2009) Linear Regression Analysis: Theory and Computing, World Scientific Publishing. 3. Popović B.Č., Popović P.M. (2018) Statističko modeliranje, Univerzitet u Nišu, Prirodno-matematički fakultet. 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методе извођења наставе Извођења алгоритама праћена су имплементацијама у C/C++-у. Студентима се указује на карактеристике алгоритама а од њих тражи да нађу одговарајуће примене и на тај начин нађу одговарајуће теме за пројекте.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	30
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАШИНСКО УЧЕЊЕ И ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА			
Назив предмета: РАЗВОЈ ПЛАТФОРМИ ЗА МЕШОВИТО УЧЕЊЕ			
Наставник/наставници: Ивана З. Мицић, Иван Б. Станковић, Божидар М. Игњатовић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Мешовито учење представља приступ образовању који комбинује нове технологије (платформе за учење, интеракцију путем интернета, едукативне материјале и сл.) са традиционалним методама, уз физичко присуство и наставника и студената. Циљ предмета је да студенте стави у центар процеса образовања, омогућавајући им да преузму контролу над временом, начином и темпом рада и организацијом часа, под менторством наставника. После упознавања са савременим методичким принципима и основама РНРа и Laravel радног окружења, студенти ће развијати платформу за учење применом стечених знања.			
Исход предмета Студенти ће бити упознати са свим принципима мешовитог учења и способни да самостално развијају алате за имплементацију платформе (Learning Management System) чиме би се омогућила примена свих савремених метода у реализацији наставе у области природних наука и математике.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> <ul style="list-style-type: none"> - Упознавање са методама активне наставе, дискусија и критички осврт - Преусмерена учионица као основни метод савладавања теоријског дела градива - Менторски рад, развој креативности, тимски рад, критичко мишљење кроз конкретне задатке - Иновативни пројекти, израда анкета и квизова - Упознавање са Laravel радним окружењем - Алати у Laravel-у - Laravel развојно окружење и покретање пројеката - Финални пројекат-развој платформе за учење <i>Практична настава</i> Обрада и имплементирање примера у складу са теоријском наставом. Инсталација Laravel окружења и покретање пројекта Упознавање са основама рада у Laravel-у и базе података Развој платформе за електронско учење			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. J Manninen, <i>Blended Learning: Research Perspectives, Volume 2</i>, Springer, 2014 2. CR Tucker, T Wycoff, JT Green, <i>Blended Learning in Action: A Practical Guide Toward Sustainable Change</i>, CORWIN, 2009 3. Martin Brampton, <i>Preview Online Code Files PHP 5 CMS Framework Development</i>, 2010 4. Iva Kitipova, <i>Best PHP Frameworks of 2017: a Beginner's Guide</i>, https://www.webhostface.com/blog/best-php-frameworks-of-2017, jun 2017 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методе извођења наставе Настава се реализује применом класичних рачунара и лаптопова, уз инсталирање одговарајућег софтвера.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	10	писмени испит	
практична настава	20	усмени испит	30
колоквијум-и		
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ		
Назив предмета: НАПРЕДНИ ДИЗАЈН И АНАЛИЗА АЛГОРИТАМА		
Наставник/наставници: Милан З. Башић		
Статус предмета: Изборни		
Број ЕСПБ: 7		
Услов: нема		
Циљ предмета Упознавање са фундаменталним алгоритамским техникама дискретне оптимизације и њиховим применама у проблемима из области математике, рачунарских наука, анализе података, машинског учења итд. Упознавање са класама (израчуњљивих) решививих проблема независно од платформе на којој се извршавају и моделима израчунавања. За дефинисане класе израчуњљивих проблема проучаваће се границе временских и меморијских ресурса за различите класе оптимizacionих проблема.		
Исход предмета Студенти који положи испит ће бити способни за употребу разних техника комбинаторне и графовске оптимизације у рачунски захтевним проблемима математике, рачунарских наука, анализе података, машинског учења и других области. Такође ће стећи теоријско и практично знање које ће моћи да примене у имплементирању ефикасних алгоритама уз оптималну употребу меморијских ресурса.		
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Тјурингове машине и функције. Тјуринг-неизрачуњљиве функције. Парцијалне рекурзивне функције. Универзални предикат и универзална функција. s-m-n-теорема и теорема о фиксној тачки. Универзална Тјурингова машина. Тјуринг-израчуњљиве и парцијалне рекурзивне функције, Черчова теза, Други формални модели израчунавања, Апстрактна сложеност израчунавања, Класе сложености, Алгоритми полиномијалне сложености, Ојлеров циклус/Кинески поштар, Чворна и гранска повезаност, Теорема о дуалности (минималног пресек и максимални пороток), Мечинзи, Цртање графова и стабала, Испитивање планарности, Редукција проблема, NP-комплетни проблеми (CIRCUIT, SAT, 3-CNF), NP-комплетни проблеми теорије графова и партиционисања скупова, Клика, Независни скуп, Покривач чворова, Проблем трговачког путника, Хамилтонов циклус, Бојење чворова и грана, Изоморфизам графова, Штајнерово стабло, Повратни скуп ивица/чворова, Апроксимативни алгоритми, Апроксимативни однос, Апроксимативна шема, Грамзививи апроксимативни алгоритми, Потпуна полиномијална апроксимативна шема, Пробабилистичка израчунавања. Комбинаторна оптимизација у кластеровању (једнокластерска кластеризација, методе партиционисања, хијерархијска скруктуна кластеризација, Кластеризација агрегабилних података). Примена динамичких система и неуронских мрежа у решавању оптимizacionих проблема (проблем придруживања, генетски алгоритми, Хопфиледов модел, само-организирајуће мапе и Кохоненова мрежа). Примена технике комбинаторне оптимизације у истраживању података засновано на графовским моделима. <i>Практична настава</i> Практичне вежбе прате теоријску наставу кроз примена обрађеног градива у решавању конкретних проблема и имплементирању њихових решења решења у програмским језицима C++, Python i Matlab.		
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. T. H. Cormen, C. E. Leiserson, R. L. Rivest, C. Stein, <i>Introduction to Algorithms</i>, MIT Press, 3rd edition, 2009. 2. S. S. Skiena, <i>The Algorithm Design Manual</i>, Springer Verlag, 3rd edition, 2020. 3. M. Sipser, <i>Introduction to the Theory of Computation</i>. 3rd ed. Boston, MA: Thomson Course Technology, 2013. 4. V. Korte, J. Vygen, <i>Combinatorial Optimization. Theory and Algorithms</i>, 6th ed. Springer-Verlag GmbH Germany, 2018. 5. P. M. Pardalos, D. Du, R. L. Graham, <i>Handbook of Combinatorial Optimization</i>, Springer, New York, NY, 2013. 6. Ирена Спасић, Предраг Јаничић, <i>Теорија алгоритама језика и аутомата - Збирка задатака</i>, Математички факултет, Београд 2000. 		
Број часова	активне наставе	Теоријска настава: 3
		Практична настава: 2

Методе извођења наставе

Предавања са темама наведеним у садржају, вежбе у класичном облику, вежбе на рачунару. Знање студента се проверава кроз пројекте које студенти раде самостално, писани и усмени део испита.

Оцена знања (максимални број поена 100)

Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и		
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: СТУДИЈСКИ ИСТРАЖИВАЧКИ РАД			
Наставник/наставници: Сви наставници на стручно-апликативним предметима			
Статус предмета: Обавезни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: Одслушана прва два семестра МАС Вештачка интелигенција и машинско учење			
Циљ предмета Кроз студијски истраживачки рад студенти обављају истраживања проучавањем додатне стручне литературе и евентуално додатних развојних окружења како би усвојили неопходна теоријска и практична знања, вештине и технике из области машинског учења и вештачке интелигенције, неопходне за израду мастер рада.			
Исход предмета На крају курса студент стиче додатна знања из области машинског учења и вештачке интелигенције, односно могућих примена алгоритама и модела ових области. Студент је оспособљен да комбинује знање и вештине стечене са претходних курсева, са новим знањем и вештинама стеченим у току истраживачког рада и самостално имплементира решења заснована на машинском учењу и вештачкој интелигенцији.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Изучавање одговарајуће литературе и увежбавање коришћења одговарајућих техника и алата у циљу овладавања специфичним знањима из области вештачке интелигенције и машинског учења, неопходним за решавање одабраних проблема. <i>Практична настава</i>			
Литература			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: –	Практична настава: 8	
Методe извођења наставе Наставници објављују теме из области машинског учења и вештачке интелигенције, које одобрава веће Катедре за рачунарске науке. Студенти приликом уписа семестра бирају тему. Поред самосталног рада који се састоји у проучавању литературе, студенти практично имплементирају решења, користећи одговарајућа развојна окружења и програмске језике за развој алгоритама и модела машинског учења и вештачке интелигенције.. Израда семинарског рада предвиђа консултације и надзор наставника који је предложио изабрану тему и одговарајућег сарадника.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	
практична настава		усмени испит	
колоквијум-и			
пројекти	70	одбрана семинарског рада	30

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: СОФТВЕРСКЕ ПЛАТФОРМЕ И ПРОГРАМСКИ ЈЕЗИЦИ ЗА ИНТЕЛИГЕНТНУ ОБРАДУ ПОДАТАКА			
Наставник/наставници: Бранимир Т. Тодоровић			
Статус предмета: Обавезни			
Број ЕСПБ: 8			
Услов: Машинско учење и вештачка интелигенција			
Циљ предмета			
Упознавање са софтверским платформама и програмским језицима погодним за имплементацију алгоритама и модела машинског учења и вештачких неуронских мрежа			
Исход предмета			
На крају курса студент треба да буде способан да на одабраној софтверској платформи имплементира алгоритме и моделе машинског учења и вештачких неуронских мрежа и примени их у решавању проблема обраде текста, слике, видео и аудио сигнала и говора.			
Садржај предмета			
<i>Теоријска настава</i>			
Упознавање са програмским интерфејсом (Python and C++ API) софтверских платформи као што су PyTorch, Tensorflow i ScikitLearn; Тензори, израчунавање градијента у тензорском рачуну; Имплементирање модела линеарне регресије, класификатора са максималном маргином, логистичке регресије и кластеровања на датој софтверској платформи; Имплементирање неуронске мреже са директним простирањем сигнала, рекурентних неуронских мрежа; конволуционих неуронских мрежа, слојева фокуса, генеративних мрежа; Примена имплементираних алгоритама у обради текста, слике, временских серија, аудио и видео сигнала.			
<i>Практична настава</i>			
Имплементација алгоритама и модела машинског учења са предавања на софтверским платформама какве су PyTorch, Tensorflow i ScikitLearn.			
Литература			
<ol style="list-style-type: none"> 1. Python Deep learning: Develop your first Neural Network in Python Using TensorFlow, Keras, and PyTorch, Samuel Burns, 2019, ISBN-13: 978-1092562225, ISBN-10: 1092562222 2. Deep Learning with Python, Francois Chollet, 2019, ISBN-13: 978-1617294433, ISBN-10: 9781617294433 3. D. M. Beazly , Python kuvar. 3. izd., Mikroknjiga, Beograd, 2015 4. W. J. Chun , Python : programiranje aplikacija. 3. izd, Mikroknjiga, Beograd, 2014 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 3	
Методe извођења наставе			
Предавања и вежбе се састоје од описа и приказа имплементирања алгоритама и модела машинског учења и вештачких неуронских мрежа на одабраним платформама и примени у решавању типичних проблема обраде текста, аудио и видео сигнала. Знање студената се тестира кроз пројекте које самостално раде, и завршном писаном и усменом испиту, где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: УЧЕЊЕ ПОЈАЧАВАЊЕМ			
Наставник/наставници: Стефан П. Станимировић			
Статус предмета: Обавезни			
Број ЕСПБ: 8			
Услов: Машинско учење и вештачка интелигенција, Вештачке неуронске мреже, Софтверске платформе и програмски језици за интелигентну обраду података			
Циљ предметау Упознавање са алгоритмима и моделима учења појачавањем (Reinforcement Learning RL). Упознавање са алгоритмима и моделима учења појачавањем (Reinforcement Learning RL) . Овладавање методама за поставку проблема, математичким алатом за решавање проблема и имплементацијом решења. Практична примена на проблемима из реалног света.			
Исход предмета На крају курса студент треба да буде упознат са методама машинског учења појачавањем и самостално их имплементира у неком програмском језику Python/Matlab/C++. За конкретан проблем студент треба да буде способен да дати примењени проблем (анализе слика, роботика итд.) одлучити да ли се проблем може дефинисати као RL проблем и ако је одговор да развити RL алгоритам који га решава.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Увод: упоређивање RL учења и надгледаног и ненадгледаног учења, примене RL учења; Марковљев случајни процес, евалуација MDP стратегија, Евалуација стратегија динамичким програмирањем, Монте Карло евалуација стратегија, TD евалуација стратегија, Метрике за евалуацију и упоређивање алгоритама; Q учење; Апроксимација вредностне функције; Претраживање стратегија; Градијент стратегија и дубоки RL; Брзо учење појачавањем и претраживање; Монте Карло претрага стабла. <i>Практична настава</i> Имплементација алгоритама и модела учења појачавањем у Python-у (NumPy, CuPy, TensorFlow, PyTorch) или CUDA и C++. TD евалуација стратегија, Метрике за евалуацију и упоређивање алгоритама; Q учење; Апроксимација вредностне функције; Претраживање стратегија; Градијент стратегија			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1 Reinforcement Learning: An Introduction, Richard S. Sutton and Andrew G. Barto, 2nd Edition, MIT Press, Cambridge, MA, 2018 2 Reinforcement Learning: State-of-the-Art, Marco Wiering and Martijn van Otterlo, Springer, 2012 3 Pattern Recognition and Machine Learning, Christopher M. Bishop, April 6th 2011, Springer 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 3	
Методe извођења наставе На предавањима и вежбама класичан начин извођења наставе комбинује се са имплементацијом разматраних алгоритама у Python-у , независно или у развојном окружењу за учење појачавањем. Нагласак је на практичној примени и анализи карактеристика алгоритама и учења појачавањем при решавању одређених проблема. Знање студената се тестира кроз пројекте и на завршним испитима (писаном и усменом), где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: СТРУЧНА/ПЕДАГОШКА ПРАКСА			
Наставник/наставници: Бранимир Т. Тодоровић, Марко С. Милошевић, Весна И. Величковић			
Статус предмета: Обавезни			
Број ЕСПБ: 3			
Услов: нема			
Циљ предмета Стицање неопходних знања и вештина за професионално бављење послом који ће студенту омогућити будућа диплома, кроз рад на решавању конкретних задатака из области примене алгоритама и модела машинског учења и вештачке интелигенције , који се јављају у свакодневной пракси и у окружењу и условима са којима ће се студент сретати у свом будућем раду.			
Исход предмета Исход стручне праксе је показана и потврђена способност студента да самостално или као део тима препонаје, анализира и решава једноставне проблеме применом алгоритама и модела машинског учења и вештачке интелигенције. Студент је оспособљен да ради у окружењу и условима истоветним или приближно истоветним онима са којима ће се сретати у свом будућем раду.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Садржај стручне праксе је из области примене машинског учења и вештачке интелигенције и зависи од конкретног практичног задатка који студент добије у институцији у којој обавља стручну праксу. У зависности од тог конкретног задатка, наставник задужен за стручну праксу студента и лице у институцији задужено за вођење стручне праксе утврђују конкретан садржај стручне праксе студента, дају студенту конкретна задужења, препоручују одговарајућу стручну литературу, погодне методе и алгоритме машинског учења и вештачке интелигенције за решавање проблема. <i>Практична настава</i>			
Литература			
Број часова активне наставе		Теоријска настава: –	Практична настава: 6
Методe извођења наставе Стручну праксу студент може обављати на Факултету или у некој другој институцији са којом Факултет има потписан уговор о сарадњи ради обављања стручне праксе, или у институцији која је Факултету доставила званичан документ о спремности да прихвати студента ради обављања стручне праксе, и о прихватању услова и правила за обављање стручне праксе прописане од стране Факултета. О обављању стручне праксе брине се лице које је овластила институција у којој се пракса обавља, и један од наставника задужених за стручну праксу, и води се дневник стручне праксе, који оверавају поменуто овлашћено лице и наставник. Уз сагласност наставника, институција студенту задаје конкретне задатке и послове из области вештачке интелигенције и машинског учења , које студент треба да обави. По завршетку праксе, заједно са овереним дневником стручне праксе, наставнику презентује обављене послове. Уколико се стручна пракса обавља у неком предузећу она траје 90 радних сати. Уколико се обавља у школи као школска пракса она предвиђа 30 часова различитих наставних активности..			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	
практична настава		усмени испит	
колоквијум-и			
обављање праксе	70	одбрана резултата рада	30

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: СТАТИСТИЧКИ СОФТВЕР			
Наставник/наставници: Миодраг С. Ђорђевић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање са основним концептима и методама програмирања статистичким софтвером.			
Исход предмета Овладавање фундаменталним појмовима програмирања статистичким софтвером.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Статистички софтвер. Циљеви програмирања статистичким софтвером. Програмски језик R. Радно окружење. Елементи језика, константе, променљиве, типови података. Декларација и досег променљивих. Имена у програму. Изрази, наредбе. Улаз и излаз. Изрази и оператори. Линијска, разграната и циклична структура. Потпрограми. Структурирани типови података, низови, матрице, сложени типови података. Фајлови. Рекурзија. Кориснички пакети. <i>Практична настава</i> Израда задатака у програмском језику.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. Paul Teetor, R Cookbook, O'Reilly, first edition, 2011. 2. Hrishi Mittal, R Graphs Cookbook. Packt Publishing, 2011. 3. Phil Spector, Data Manipulation with R. Springer, New York, 2008. 4. Maria L. Rizzo, Statistical Computing with R. Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, FL, 2008. 5. H. Wickham, R za statističku obradu podataka : uvoženje, sređivanje, transformisanje, vizuelizacija i modelovanje podataka, Mikroknjiga, Beograd, 2017 6. T. Fischetti, R analiza podataka. Izd. 1, Kompjuter biblioteka Beograd, 2018 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3		Практична настава: 2
Методе извођења наставе Теоријска настава, теоријске и практичне вежбе.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
projekti	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ФУНКЦИОНАЛНО ПРОГРАМИРАЊЕ			
Наставник/наставници: Иван П. Станимировић, Предраг С. Станимировић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Усвајање техника функционалног програмирања и упознавање са елементима функционалног програмирања у различитим програмским језицима.			
Исход предмета Студенти оспособљени за примену функционалног програмирања, директно помоћу функционалних програмских језика и преко програмских језика који нису стриктно функционални.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> О функционалном стилу програмирања, поређење функционалног и структурног програмирања, функције вишег реда (higher-order functions), модуларизација програма помоћу функција, лења евалуација (lazy evaluation). Функције као објекти прве класе, чисте функције. Функције као аргументи, функције као делови структуре података, функције као вредност других функција. Полиморфни типови (Polymorphic types), статичка типизација (static typing). Рекурзија и индукција. Обрада листи (List processing). Функционално програмирање у језику Haskell, функционално програмирање у пакету Mathematica, функционално програмирање у језику Python. Принципи функционалног програмирања у програмским језицима који нису функционално оријентисани, као на пример C++, C#. <i>Практична настава</i> Вежбе у учионици као и вежбе у рачунском центру на којима се раде примери у програмским пакетима Mathematica, Haskell и Python у вези са градивом које је обрађено у теоријској настави. Израда семинарских радова.			
Литература 1. Čukić, I., Funkcionalno i imperativno reaktivno programiranje upotrebom generalizacije monade nastavka u programskom jeziku C++, Univerzitet u Beogradu-Matematički fakultet, 2018. 2. Brian Marick, Functional Programming for the Object-Oriented Programmer, Lean Publishing, 2012. 3. Simon Thomson, Type Theory & Functional Programming, Computing Labaratomy, University of Kent, 1999. 4. Allen Downey, Think Python, How to Think Like a Computer Scientists, Green Tea Press, Needham, Massachutsetts, 2012. 5. Jeroen Fokker, Functional Programming, Department of Computer Science, Utrecht University, 1995.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе Предавања са темама наведеним у садржају, вежбе у класичном облику, вежбе на рачунару. Студенти добијају домаће задатке у којима имплементирају различите алгоритме. Знање се проверава кроз самосталне пројекте, писани и усмени део испита.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава	5	усмени испит	25
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: РАЧУНАРСКА ГРАФИКА 2			
Наставник/наставници: Светозар Р. Ранчић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање са концептима ОпенГЛ и напредним алгоритмима и техникама рачунарске графике, цртањем геометријских објеката, трансформацијама пројекције, рендеровањем, приказивањем сложених полигона и површина, интеракцијом помоћу тастатуре и миша-			
Исход предмета Студенти ће бити оспособљени да у ОпенГЛ-у примењују напредне алгоритма рачунарске графике, цртају геометријске облике, пројектују, рендерују, приказују сложене полигоне и површине и имплементирају интеракцију помоћу тастатуре и миша.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Увод у ОпенГЛ. Ток рендеровања у ОпенГЛ. Операције над пикселима. Управљање стањима и цртање геометријских објеката. Приказивање тачака, линија и полигона. Вектори нормале. Поља чворова. Аналогија са камером. Трансформације у вези са прегледом и моделирањем. Трансформације у вези са пројекцијом. Стекови матрица. Боје, режими дефинисања. Осветљење, извори осветљења. Материјали, особине и модел осветљења. Рендеровање. Мешање боја, ублажавање оштрих ивица објеката, ефекат магле и офсет полигона. Листе за приказивање. Цртање битмапа, фонтова и слика. Мапирање текстура, дефинисање текстуре, употреба већег броја текстура. Бафер фрејма, тест исецања, алфа тест. Приказ сложених полигона и кривих или површина другог степена. Селекција и примање података. ОпенГЛ језик за сенчење, употреба ГЛСЛ програма за дефинисање завршних својстава чворова или фрагмената. Интеракција са играчем помоћу тастатуре и миша. ГЛУТ скуп помоћних алата.			
<i>Практична настава</i> Практично увежбавање тема обрађених на часовима теоријске наставе.			
Литература 1. D. Shrainger, M. Woo, J. Neider and T. Davis, OpenGL - Водич за програмере, Addison Wesley, Компјутер библиотека 2007. 2. Edward Angel, David Shreyer, Interactive Computer Graphics (6th ed.), Addison Wesley, 2012. 3. Richard S. Wright, Jr., Nicholas Haemel, Graham Sellers, Benjamin Lipchak, OpenGL Superbible, Addison Wesley, 2011. 4. Svetozar Rančić, Zbirka zadataka iz računarske grafike II. Prirodno-matematički fakultet 2021			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе Предавања са темама наведеним у садржају, вежбе на којима се демонстрира имплементација разматраних алгоритама и техника из рачунарске графике. Знање се проверава крозу пројекте, писани и усмени део испита.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	30
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и		домаћи задаци	
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ФАЗИ СИСТЕМИ			
Наставник/наставници: Ивана З. Мицић, Irina Perfilieva, Claudio Moraga			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Стицање основних знања из теорије фази скупова, фази оператора и фази релација. Упознавање са апроксимативним (фази) резоновањем и примена овог приступа на решавање проблема из области инжењерства и маркетинга.			
Исход предмета Студенти ће стећи знање о основним појмовима теорије фази скупова, фази логике и фази система. Биће способни да креирају базе улазно-излазних података (из различитих области, као што су идентификација у управљање динамичким системима, економија и финансије, медицина, маркетинг итд.) и развију адаптивне фази система закључивања на основу датих примера.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Фази скупови, фази оператори и фази релације: фази скупови и основне операције на њима, фази оператори (фази комплемент, унија, пресек, агрегација) и фази генератори, фази релација Фази релације над комплетним резидуираним мрежама – појам мреже и комплетне резидуиране мреже, формирање фази скупова над комплетним резидуираним мрежама, појам фази релације, резматрање посебних врста фази релација- фази еквиваленције и фази квази уређења Фази логика: лингвистичке променљиве, креирање фази Ако-Онда правила, уопштење модус поненса, модус толенса и хипотетичког силогизма Фази системи и њихова својства: база фази правила и фази систем закључивања, фазификација и дефазификација Креирање фази система од улазно-излазних података: креирање фази система на основу искуства, креирање фази система помоћу Градиентног тренинга, креирање фази система помоћу рекурзивних намањих квадрата, креирање фази система помоћу кластеровања <i>Практична настава</i> Вежбе у рачунском центру. Обрађују се и имплементирају примери у складу са теоријском наставом.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. И.Мицић, Фази скупови и системи, Природно-математички факултет, Ниш 2020 2. V. Novak, I. Perfilieva, Discovering the World with Fuzzy Logic, Springer, 2000 3. Jerry M. Mendel, Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems, Springer 2017 4. Р. Јовановић, Фази логика, моделовање и управљање, Машински факултет, Београд 2020 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе уз коришћење пројектора и интеракцију са студентима. Током практичне наставе, која се обавља на рачунарима, студенти самостално примењују стечена знања, у складу са пређеним градивом.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ		
Назив предмета: АНАЛИЗА ВРЕМЕНСКИХ НИЗОВА		
Наставник/наставници: Предраг М. Поповић		
Статус предмета: Изборни		
Број ЕСПБ: 7		
Услов: Статистичке основе интелигентне обраде података		
Циљ предмета Циљ курса је упознавање студената са основним типовима временских низова и њиховим најзначајнијим карактеристикама. Уочавање потенцијалних кандидата временских низова за описивање дате реализације временског низа и испитивање њихове адекватности за посматрани проблем. Упознавање са актуелним програмским окружењима и њихова примена у решавању конкретних проблема из области машинског учења и вештачке интелигенције.		
Исход предмета Студент је оспособљен да уочи најважније карактеристике дате реализације временског низа и на основу њих утврди да ли је могуће применити стационаран или нестационаран временски низ, утврди ред потенцијалног временског низа, отклони евентуални тренд и уочи и обради евентуалну сезонску компоненту. Студент је оспособљен да користи актуелна програмска окружења за решавање конкретних проблема из стварног живота.		
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> <ol style="list-style-type: none"> Основни појмови о временским низовима. Функција средине и функција дисперзије. Коваријансна и корелациона функција. Строго и слабо стационарни временски низови. Аутоковаријанса и аутокорелациона функција. Оцењивање код слабо стационарних временских низова. Бели шум. Линеарни временски низови. Линеарне диференчне једначине. Прогнозирање вредности слабо стационарних временских низова. Стационарни временски низови. Временски низови покретне средине. Ауторегресивни временски низови. Ауторегресивни временски низови покретне средине. Парцијална аутокорелациона функција. Аутоковаријансна функција ауторегресивних временских низова покретне средине. Оцењивање параметара ауторегресивних временских низова покретне средине. Метод момената. Метод максималне веродостојности. Метод условне максималне веродостојности. Метод најмањих квадрата. Оцењивање реда временског низа. Нестационарни временски низови. Нестационарни временски низови у средини. Временски низови са детерминистичким трендом. Временски низови са случајним трендом. Нестационарни временски низови у дисперзији. ARCH и GARCH временски низови. ARIMA временски низови. Временски низови са сезонском и цикличном компонентом. 6. Имплементација модела временских низова на решавање конкретних проблема из области машинског учења и вештачке интелигенције. <i>Практична настава</i> Решавање задатака и проблема у вези са теоријском наставом. Упознавање са актуелним програмским окружењима (R и Python) и њиховом применом за решавање проблема у вези са практичном наставом.		
Литература <ol style="list-style-type: none"> Ристић, М.М., Настић, А.С, Ђорђевић, М.С. (2021) Анализа временских низова, Универзитет у Нишу, Природно-математички факултет, у штампи. Pal, A., Prakash, P. K. S. (2017) Practical time series analysis: master time series data processing, visualization, and modeling using python. Packt Publishing Ltd. Shumway, R. H., Stoffer, D. S. (2017) Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples. Springer. 		
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2
Методе извођења наставе Фронтална и индивидуална. На предавањима и вежбама се уз класичне методе наставе демонстрира практична имплементација наведених алгоритама (C++, R, Python) . Знање студената се тестира на самосталним пројектима и завршном испиту(писаном и усменом), где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.		
Оцена знања (максимални број поена 100)		

Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	20
практична настава		усмени испит	40
колоквијуми			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: НЕНАДГЛЕДАНО МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Наставник/наставници: Стефан П. Станимировић			
Статус предмета: изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: Машинско учење и вештачка интелигенција, Алгоритми оптимизације у машинском учењу			
Циљ предмета Упознавање са алгоритмима и моделима ненадгледаног машинског учења. Овладавање методама за поставку проблема, математичким алатом за решавање проблема и имплементација решења. Практична примена на проблемима из реалног света.			
Исход предмета На крају курса студент треба да буде упознат са методама машинског учења када је скуп података за тестирање делимично означен или неозначен. За конкретан проблем и тражени резултат студент треба да буде способан да одреди да ли се проблем може решити методама ненадгледаног учења. Затим треба да постави проблем математички и одабере одговарајући алгоритам који га решава. На крају треба да га самостално их имплементира у неком програмском језику Python/C++ користећи при томе доступне софтверске платформе за развој алгоритама машинског учења и вештачке интелигенције PyTorch, Tensorflow, ScikitLearn i MATLAB.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Увод: упоређивање надгледаног и ненадгледаног учења, примене ненадгледаног учења; Линеарна редукција димензије: PCA, анализа независних компоненти; Нелинеарна редукција димензија и апроксимација матрица, кернел PCA; Кластеризација: алгоритам к-средњих вредности и његове модификације, EM алгоритам, алгоритми са ограничењем; Ненадгледано и полунадгледано учење на графовима: спектрална кластеризација, поравнање мрежа; Локално осетљиво хеширање; Дубоко ненадгледано учење. <i>Практична настава</i> У оквиру вежби студенти ће радити на имплементацији алгоритама ненадгледаног машинског учења. За израду задатака на вежбама и пројеката, студенти ће користити програмске језике Python, C++ и софтверска окружења PyTorch, Tensorflow, ScikitLearn i MATLAB.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition (Springer Series in Statistics) Trevor Hastie, Robert Tibshirani , et al., Apr 21, 2017 2. Pattern Recognition and Machine Learning, Christopher M. Bishop, April 6th 2011, Springer 3. Н. Wickham , Н. Wickham ,R за статистичку обраду података : увођење, сређивање, transformisanje, vizuelizacija i modelovanje podataka, Mikroknjiga, Beograd, 2017 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе. На вежбама се практично реализује изложена материја и решавају типични проблеми. Знање студената се тестира на самосталним пројектима и завршном писаном и усменом испиту, где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ		
Назив предмета: МАТЕМАТИЧКА ЛОГИКА		
Наставник/наставници: Александар Б. Стаменковић		
Статус предмета: Изборни		
Број ЕСПБ: 7		
Услов: нема		
Циљ предмета Упознавање са основним концептима формалне логике, са исказним и предикатским рачуном, са и применама формалне логике и неklasичних логика у атоматском закључивању и другим проблемима у рачунарству., као и са неklasичним логикама.		
Исход предмета Студент треба да усвоји формални начин размишљања, да овлада основним техникама рада са симболичким логичким изразима, да буде у стању да самостално изводи формалне логичке доказе, да познаје алгоритме за аутоматско доказивање теорема и да разуме и научи основне резултате формалне и неklasичних логика и како се они практично и њихову примењују примену у рачунарству.		
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Исказна логика: исказне формуле, интерпретације, логичка еквиваленција, задовољивост, таутологије и контрадикције, одлучивост, семантичке последице, семантички таблои, формална доказивост, исказни рачун, синтаксичке последице, потпуност исказног рачуна, нормалне форме клаузалне форме, резолуција, SAT решаваачи (енгл. SAT solvers) – Davis-Putnum и DPLL алгоритам. Предикатска логика: предикати, квантификатори, везане и слободне променљиве, језик предикатске логике, терми, предикатске формуле, интерпретација, модел, задовољивост, ваљане формуле, формална доказивост, предикатски рачун, потпуност предикатског рачуна. Логичко програмирање, Хорнове клаузуле, Пролог. Увод у неklasичне логике: Модалне и вишевердносне логике – фази логика и вероватносне логике. Модалне логике: формуле, синтакса и семантика, задовољивост и ваљаност, модели времена, линеарна темпорална логика, верификација секвенцијалних програма, верификација конкурентних програма, моделирање конкурентних програма аутоматима, Model Checking. <i>Практична настава</i> Стечено теоријско знање у овој области примењује се у решавању конкретних задатака, и на изради софтвера којим се примењују стечена знања из теоријске наставе.		
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. С. Милић, Елементи математичке логике и теорије скупова, Универзитет у Новом Саду, Природно-математички факултет, Нови Сад, 1981. 2. Б. Шешеља и А. Тепавчевић, Алгебра 1, Универзитет у Новом Саду, Природно-математички факултет, Нови Сад, 2000. 1. Y. Nievergelt, Logic, Mathematics, and Computer Science: Modern Foundations with Practical Applications, Second Edition, Springer Publishing Company, Inc., 2015. 2. M. Ben-Ari, Mathematical Logic for Computer Science, Third Edition, Springer-Verlag London, 2012. 3. J. H. Gallier, Logic For Computer Science - Foundations of Automatic Theorem Proving, Third Edition, John Wiley & Sons, Inc., 2003. 4. Uwe Schöning, Logic for Computer Scientists, Birkhäuser Basel, 2008. 3. G. Priest, An Introduction to Non-Classical Logic: From If to Is, Cambridge University Press, 2008. 		
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2
Методe извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе уз коришћење пројектора и интеракцију са студентима.. На вежбама се практично, кроз писани рад, али и уз помоћ рачунара реализују изложени принципи, и анализирају типични проблеми и њихова решења. Такође, уз помоћ рачунара се кроз два самостална пројекта врши практична имплементација наведених алгоритама. Знање студената се тестира преко израде домаћих задатака, и кроз израду два самостална пројекта и, писани и усмени испит, где се путем решавања задатака утврђује како степен усвојених теоријских знања, тако и вештина њихове примене. На завршном усменом испиту се проверава свеобухватно разумевање изложеног градива.		
Оцена знања (максимални број поена 100)		

Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писмени испит	20
практична настава		усмени испт	40
колоквијум-и		
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: КОМПЛЕКСНЕ МРЕЖЕ			
Наставник/наставници: Милан З. Башић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: Комбинаторика и теорија графова			
Циљ предмета Упознавање са текућим истраживањима у пољу комплексних мрежа и могућност примене стеченог знања на анализу реалних комплексних мрежа.			
Исход предмета На крају курса студент треба да буде у стању да примени резултате теорије графова на проучавање реалних комплексних мрежа и графовских модела машинског учења базираних на њима коришћењем различитих програмских алата као што су Rajek , GEPHI и Graphviz .			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Преглед математичких резултата о мрежама, који се базирају на појмовима: случајне мреже, мреже без скалирања (scale-free), мреже малог дијаметра (small world), еволуирајући мрежни модели, корелације са степенима чворова, отпорност на грешке и нападе. Мотиви, графлети и структуралне релације. Класификација чворова. Друштва унутар мрежа. Визуелизација и репрезентација комплексних мрежа. Тежинске мреже. Динамика мрежа и процеси ширења информација/вируса. Графовске неуронске мреже. Графовске конволуционе и рекурентне мреже. Тежинске и вишедимензионалне мреже. Системи препорука базирани на садржају (Recommender systems). Графовски системи за препоруку. Хибридни системи за препоруку. Линк анализа (Page Rank алгоритам, HITS). Стримови података. Тражење структурираних података на Web-у. Ogлашавање на Web-у. Еволуција мрежа. Примене комплексних мрежа у технологији, социологији и биологији. <i>Практична настава</i> Практичне вежбе прате теоријску наставу кроз примере анализе реалних комплексних мрежа помоћу програма Rajek и GEPHI , и њихову визуелизацију помоћу програма Graphviz .			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. A.L. Barabasi, <i>Network Science</i>, Cambridge University Press, 2016. 2. M.A.J. Newman, <i>Networks – An Introduction</i>, Oxford University Press, 2011. 3. D. Easley, J. Kleinberg, <i>Networks, Crowds, and Markets: Reasoning About a Highly Connected World</i>, Cambridge University Press, 2010. 4. Zhiyuan Liu, Jie Zhou. Introduction to Graph Neural Networks (Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning). Morgan & Claypool Publishers, 2020. 5. Ricci F., Rokach L., Shapira B, Kantor P.B. Recommender Systems Handbook, 2nd edition. Springer, 2015. 			
Број часова	активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2
Методe извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе уз коришћење видео пројектора и интеракцију са студентима. На вежбама се практично реализује изложена материја и решавају типични проблеми. Знање студената се тестира преко колоквијума и завршног писаног испита, где се проверава како степен разумевања изложеног градива, тако и вештина његове примене.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	10	писмени испит	50
практична настава		усмени испит	

колоквијум-и		
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: СИСТЕМИ ЗАСНОВАНИ НА ЗНАЊУ			
Наставник/наставници: Зорана З. Јанчић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Студенти ће бити упознати са основном структуром система заснованих на знању: базом знања, механизмом закључивања и управљачким механизмом, начинима представљања знања и имплементацијом механизма закључивања.			
Исход предмета Студенти ће стећи основна знања о експертским системима (системима заснованим на знању, начинима представљања експертског знања и имплементацијом механизма закључивања. На крају курса биће оспособљени да у развојном окружењу какав је, на пример, Expert System Builder, имплементирају једноставан експертски систем.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Увод у системе засноване на знању: природна и вештачка интелигенција, тестови интелигенције, примена вештачке интелигенције, подаци, информације и знање, циљеви, компоненте и категорије система заснованих на знању. Архитектура система заснованих на знању: извор, типови, карактеристике и компоненте знања, база знања, механизам закључивања, комуникациони интерфејс, предности и мане система заснованих на знању. Развој система заснованих на знању: проблеми у развоју система заснованих на знању, представљање знања, инжењер знања, прикупљање знања. Управљање знањем: елементи управљања знањем, процес управљања знањем, алати и технике управљања знањем, мере организација и модели управљања знањем. Фази логика: Фази логика и фази скупови, степен припадности, операције са фази скуповима, фази релације, фази закључивање, фази правила, фази систем заснован на правилима, моделовање фази система <i>Практична настава</i> Вежбе се изводе у окружењу погодном за развој једноставних експертских система, као што је Expert System Builder. Студенти раде на проблемима представљања знања у експертским системима и имплементацији механизма закључивања.			
Литература 1. R. A. Akerkar, P. S. Sajja, Knowledge-Based Systems, Jones & Bartlett Learning, 2009			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методе извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе уз коришћење пројектора и интеракцију са студентима. Током практичне наставе, која се обавља на рачунарима, студенти самостално примењују стечена знања, у складу са пређеним градивом. Знање се проверава кроз самосталне пројекте и на писаном и усменом делу испита.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ТЕОРИЈА ОДЛУЧИВАЊА			
Наставник/наставници: Иван П. Станимировић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: Операциона истраживања			
Циљ предмета Упознавање са концептима и напредним алгоритмима теорије одлучивања. Савладавање метода вишеатрибутивног и вишециљног одлучивања и вишекритеријумске анализе. Решавање неких реалних проблема			
Исход предмета Студенти су оспособљени за примену алгоритама теорије одлучивања у теорији и пракси			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Основи теорије одлучивања. Основи анализе одлучивања. Стабло одлучивања и секвенцијано одлучивање. Теорија корисности. Једноатрибутивна ТК. Вишеатрибутивна теорија корисности. Нови приступи у третирању неизвесности. Fuzzy системи. Fuzzy математичко програмирање. Fuzzy линеарно програмирање. Груби скупови. Вишекритеријумско одлучивање (ВКО). Вишеатрибутивно одлучивање. Вишециљно одлучивање. Вишекритеријумско програмирање. Циљно програмирање. Методе вишекритеријумске анализе. Метода ELECTRE. Метода PROMETHEE. Метода аналитичких хијерархијских процеса (АНР). Методе вишекритеријумске анализе. Групно одлучивање и модели групног одлучивања. Специјална поглавља из теорије одлучивања. <i>Практична настава</i> Вежбе у учионици као и вежбе у рачунском центру на којима се раде примери у програмским пакетима Mathematica и Decision Lab у вези са градивом које је обрађено у теоријској настави. Опис најважнијих софтверских пакета и решавање неких примера из праксе.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. Vincent A. W. J. Marchau, Warren E. Walker, Pieter J. T. M. Bloemen, Steven W. Popper, Decision Making under Deep Uncertainty: From Theory to Practice, (2019) Springer 2. Ристић М, Настић А, Теорија одлучивања, Природно-математички факултет, Ниш, 2017. 3. М. Чупић, V. M. R. Tummala, М. Сукновић, <i>Одлучивање: Формални приступ</i>, ФОН, Београд, 2001. 4. М. Сукновић, М. Чупић, <i>Вишекритеријумско одлучивање</i> : Формални приступ, ФОН, Београд, 2003. 5. R.I. Brafman, F.F. Roberts, A. Tsoukias (Eds), <i>Algorithmic Decision Theory</i>, Second International Conference, ADT 2011, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2011. 6. М. Leković, <i>Kvantitativne metode odlučivanja: Zbirka rešenih zadataka</i>, Ekonomski fakultet, Priština, 2000. 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3		Практична настава: 2
Методe извођења наставе Класичне методе наставе на предавањима и вежбама, праћене демонастрацијама решавања одабраних проблема и имплементацијом решења у неком од одабраних окружења (Mathematica, Decision Lab). Знање се проверава кроз пројекте и писани и усмени део испита.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писмени испит	25
практична настава	5	усмени испит	25
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ПРИМЕНА ВЕШТАЧКЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ У БИОМЕДИЦИНИ			
И. Наставник/наставници: Светозар Р. Ранчић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: Машинско учење и вештачка интелигенција, Статистичке основе интелигентне обраде података, Вештачке неуронске мреже			
Циљ предмета Стицање основног знања из области биомедицине. Стицање искуства у примени вештачке интелигенције на проблеме анализе велике количине биолошких и медицинских података и комплексних информација. Оспособљавање студента за дизајнирање и имплементацију програма који користе методе и технике вештачке интелигенције за решавање реалних научних проблема у медицини.			
Исход предмета На крају курса студент треба да стекне искуство у раду са биолошким и медицинским базама података и екстракцијом података, да стекне знање о методама и техникама вештачке интелигенције и да буде способан да их примени на реалне проблеме. Студент треба да стекне увид у методологију научног истраживања и буде способан да презентује свој рад.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Увид у области примене машинског учења и вештачке интелигенције у биомедицини, основе молекуларне биологије, кластеровање и класификација, примена дубоких неуронских мрежа у биомедицини (обрада слика, секвенцирање генома и анализа експресије гена, текст рударење), генетски алгоритми, визуелизација и интерпретација резултата, пробабилистички графички модели у биомедицини. Примена вештачких неуронских мрежа у радиологији (анализа, препознавање, детекција и сегментација). Анализа медицинских извештаја при-меном алгоритама за интелигентну обраду текста: издвајање информација (концепата, релација и догађаја). Мултимодална анализа медицинских података. Аутоматско предлагање дијагноза. Примена вештачке интелигенције у безбедности података у медицини.			
<i>Практична настава</i> Рад са биолошким базама података. анализирање података, коришћење вештачке интелигенције за решавање реалних проблема.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. Introduction to Bioinformatics: Arthur M. Lesk, (2014), OXFORD university press, ISBN:978-0-19-965156-6 2. Bioinformatics tools and application: David Edwards, Jason Stajich, David Hansen, (2019), Springer, ISBN:978-0-387-92738-1 3. Veštačka inteligencija : savremeni pristup, CET, 2011, prevod 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе Настава и вежбе користе класичне методе наставе у представљању области. Кроз практичне реализације решења проблема анализе биолошких и медицинских података, текста, слика и видео материјала, студенти се упознају са основним карактеристикама примене вештачке интелигенције у биомедицини. Степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања студената се проверава на пројектима и писаном и усменом испиту.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	25
практична настава	5	усмени испит	25
колоквијум-и	0		
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ОБРАДА ПРИРОДНИХ ЈЕЗИКА			
Наставник/наставници: Велимир М. Илић			
Статус предмета: Изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Упознавање са алгоритмима и моделима за интелигентну обраду текста.			
Исход предмета На крају курса студент треба да буде способан да за дати проблем одабере одговарајуће алгоритме и моделе из области машинског учења и вештачке интелигенције имплементира их и примени у решавању проблема.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Основни алати теорије информација и теорија вероватноћа у интелигентној обради текста. Уређена удаљеност стрингова и поравнања. Контексне независне граматике и парсирање. Моделовање језика и наивне Бајес методе. Таговање дела говора и скривени Марковљеви модели. Витерби алгоритам за проналажење највероватније секвенце. Класификатори максималне ентропије. Моделовање природних језика помоћу условних случајних поља. Лексичка семантика. Хијерархијска структура језика. <i>Практична настава</i> Имплементација модела природних језика и алгоритама и интелигентне обраде текста			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. Hobson Lane, Hannes Hapke, Cole Howard, Mark Thomas, Natural Language Processing in Action Understanding, analyzing, and generating text with Python, (2018) Manning Publications 2. Manning, Christopher D., Christopher D. Manning, and Hinrich Schütze. <i>Foundations of statistical natural language processing</i>. MIT press, 1999. 3. Jurafsky, Dan. <i>Speech & language processing</i>. Pearson Education India, 2000. 4. Jelinek, Frederick. <i>Statistical methods for speech recognition</i>. MIT press, 1997. 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3		Практична настава: 2
Методe извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе. На вежбама се практично реализује изложена материја и решавају типични проблеми. Знање студената се тестира на колоквијумима и завршном писаном и усме-ном испиту, где се проверава степен разумевања изложеног градива и способност примене стеченог знања.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: ДИГИТАЛНА ОБРАДА СИГНАЛА			
Наставник/наставници: Лазар З. Велимировић, Тибор Погањ, Цлаудио Морага			
Статус предмета: изборни			
Број ЕСПБ: 7			
Услов: нема			
Циљ предмета Увод у математичке методе обраде сигнала и информација са применама у реалним проблемима и имплементационим аспектима.			
Исход предмета У оквиру овог курса, студенти ће се упознати са основним математичким методама у анализи сигнала и преносу информација. Научиће да представе физичке проблеме математичким моделима и развиће основне компјутерске вештине за имплементацију ових модела. По завршетку курса, биће оспособљени да самостално решавају основне проблеме из области анализе сигнала који се јављају у телекомуникацијама, обради слике и звука, медицине, сеизмологији и економији.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Временски дискретни сигнали и системи у временском домену: Временски дискретни сигнали и системи. Типична секвенца и представљање секвенце. Карактеризација у временском домену временски дискретних система. Случајни сигнали. Представљање временски дискретних сигнала у фреквенциј-ском домену: Дискретна Фуријеова трансформација (ДФТ), Линерана конволуција помоћу ДФТ, z-трансформација и инверзна z-трансформација. Фреквенцијски одзив. Преносна функција. Дигитална обрада временски континуалних сигнала: Узорковање временски континуалних сигнала. Аналогно/ Дигитални и Дигитално/аналогни конвертори, Дизајн Аналогних филтера. Дигитални филтри: Основне ФИР структуре дигиталних филтера. Основне ИИР структуре филтера. Дизајн дигиталних филтера. Имплементација ДСП алгоритама: Рачунање дискретне Фуријеове трансформације. Представљање броја и аритметичке операције. Паралелизам извршења ДСП алгоритама. Примена дигиталне обраде сигнала: Детекција сигнала. Спектрална анализа. Обрада аудио сигнала. <i>Практична настава</i> У оквиру вежби студенти ће радити на имплементацији алгоритама дигиталне обраде сигнала. За израду завршног пројекта студенти ће моћи да опционо користе било који од програмских језика C++ или MATLAB, као и све доступне библиотеке за изборни програмски језик.			
Литература <ol style="list-style-type: none"> 1. Samir I. Abood, <i>Digital Signal Processing A Primer With MATLAB</i>, (2020) Taylor & Francis Group, CRC Press 2. Ingle, Vinay K., and John G. Proakis. <i>Digital signal processing using matlab: a problem solving companion</i>. Cengage Learning, 2016. 3. Frey, Brendan J., J. Frey Brendan, and Brendan J. Frey. <i>Graphical models for machine learning and digital communication</i>. MIT press, 1998. 4. J.G. Proakis and D.G. Manolakis, <i>Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications</i> (2nd edition), New York: MacMillan, 1992 			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3	Практична настава: 2	
Методe извођења наставе Предавања ће бити реализована комбинацијом методе усменог излагања и методе разговора уз методу демонстрације преко видео пројектора. На вежбама ће студенти учествовати у практичном раду на рачунарима, где ће уз помоћ сарадника имплементирати основне алгоритме за процесирање сигнала.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	5	писани испит	25
практична настава		усмени испит	30
колоквијум-и			
пројекти	2x20=40		

Студијски програм : MAC РАЧУНАРСКЕ НАУКЕ

Назив предмета: ДИДАКТИЧКО-ИНФОРМАТИЧКЕ ИНОВАЦИЈЕ

Наставник/наставници: Јелена С. Петровић

Статус предмета: изборни

Број ЕСПБ: 7

Услов: нема услова

Циљ предмета је да студентима омогући стицање темељних знања из области дидактичких иновација и иновација у настави; разумевање функције и значаја иновација у образовању (настави); и улогу дидактичких одговора на изазове перманентних друштвених и техничко-технолошких промена; Развијање способности за избор, имплементацију и евалуацију релевантних дидактичких иновација. Развијање тежње ка професионализацији наставничког позива. Упознавање са појединим хардверским и софтверским алатима за израду, дистрибуцију и презентацију мултимедијалних садржаја; **упознавање са применама технологија заснованих на вештачкој интелигенцији у васпитно-образовном процесу.**

Исход предмета

Студенти ће бити оспособљени да процењују и пореде различите иновативне приступе настави и да бирају адекватан у датом васпитно образовној ситуацији. Моћи ће да пореде, анализирају и класификују врсте и аставних технологија, као и њихов корелативни однос са дидактиком и другим сродним научним дисциплинама; да примене нове методе наставе и учења, засноване на примени рачунара и алгоритама и модела вештачке интелигенције. Моћи ће да повежу дидактичко-методичка знања и знања из области образовне технологије, тј. испланирају, креирају и презентују наставне садржаје применом образовног рачунарског софтвера и алгоритама вештачке интелигенције; да примене модел електронске евалуације користећи напредне интелигентне моделе и доступне платформе за учење који користе вештачки интелигенцију као што је на пример Knewton Alta.

Садржај предмета

Теоријска настава

1. Изазови перманентних промена савременог друштвеног контекста и дидактички одговор на њих.
2. Појам дидактичке иновације
3. Врсте иновација. Иновације у домену васпитно-образовних циљева. Курикуларне иновације; Од парадигме поучавања до парадигме учења. Индивидуализација наставе као основа иновација. Програмирана и индивидуализована настава и њихов утицај на развој образовне технологије
4. Учење као (интер)персонални процес. Кооперативни облици рада – тимови и сарадничке групе; Тимска настава, Флексибилни распоред.
5. Дидактичке одреднице избора и употребе наставних медија; Коришћење дигиталних медија у настави (предности и недостаци); Улога ученика и наставника у настави уз примену савремене образовне технологије;
6. Интерактивне мултимедијалне учионице, настава и учење коришћењем електронске мреже и електронских медија;
7. Традиционални електронски наставни објекти; Електронске књиге и интелигентни туторски системи засновани на машинском учењу и вештачкој интелигенцији;
8. Информатизација наставног процеса - нова информациона технологија и модернизација наставе; Модели примене у настави;
9. Инструкциони дизајн и креирање образовног софтвера; оспособљавање наставника за припрему наставе путем образовног софтвера;
10. Учење на даљину применом електронских медија; Платформе за учење.
11. Аутоматска израда тестова знања применом вештачке интелигенције.
12. Праћење и вредновање рада школе применом електронских медија;

Практична настава

Студенти ће у оквиру практичне наставе, на доступним платформама, као што је на пример Moodle или Knewton Alta моћи да примене стечена знања и креирају курсеве и наставне објекте. Студенти ће користити већ имплементирани класичне програмске алате и моделе вештачке интелигенције за семантичко претраживање, креирање питања и тестова и комуникацију између татора и ученика.

Литература

1. Wayne Holmes, Maya Bialik, Charles Fadel, Artificial Intelligence In Education: Promises and Implications for Teaching and Learning, Center for Curriculum Redesign, Boston, MA, (2019), ISBN-13: 978-1-794-29370-0, ISBN-10: 1-794-29370-0
2. Вилотијевић, М., Вилотијевић, Н. (2007). *Иновације у настави*. Београд: Школска књига.
3. Блажич, М.(2007). *Образовна технологија*. Врање:Учитељски факултет у Врању;

4. Надрљански, Ђ., Надрљански М.(2008). <i>Дигитални медији-образовни софтвер</i> , Сомбор:Педагошки факултет у Сомбору;			
5. Радосав, Д.(2005). <i>Образовни рачунарски софтвер и ауторски системи</i> , Зрењанин:Технички факултет у Зрењанину;			
6. Мандић, Д.(2003). <i>Дидактичко-информатичке иновације у образовању</i> , Београд:Медиаграф;			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 3		Практична настава: 2
Методe извођења наставе			
Предавања, дискусије, демонстрације, практичан рад.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања	20	писмени испит	
практична настава	20	усмени испт	30
колоквијум-и	30	
семинар-и			

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Назив предмета: МАСТЕР РАД - СТУДИЈСКИ ИСТРАЖИВАЧКИ РАД			
Наставник/наставници: сви наставници са студијског програма МАС Вештачка интелигенција и машинско учење			
Статус предмета: Обавезни			
Број ЕСПБ: 8			
Услов: Одбрањен студијски истраживачки рад			
Циљ предмета Циљ овог предмета је да студенти обаве истраживања и неопходне анализе одабраних проблема из области вештачке интелигенције и машинског учења, која су у функцији израде савршеног мастер рада.			
Исход предмета Студенти изводе анализу и стичу потребна знања о поступцима решавања, а могуће и о новим развојним окружењима за имплементацију решења из области вештачке интелигенције и машинског учења, којима треба да се бави у свом мастер раду.			
Садржај предмета Теоријска настава Студент бира тему студијско истраживачког рада на основу неке од тема мастер радова са списка расположивих тема из области вештачке интелигенције и машинског учења, који утврђује Веће Департамента за рачунарске науке. По одобрењу теме студент приступа изради Мастер рада – студијско истраживачког рада. Сам рад треба да разматра проблема који су део или су јако блиски будућој теми мастер рада или треба да омогући усавршавање одређених знања и вештина потребних за имплементацију решења.			
Литература			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 10	Практична настава:	
Методе извођења наставе Самостални рад уз сталне консултације и надзор ментора, проучавање литаратуре и усавршавање знања о алатима и окружењу, тј. софтверској платформи за имплементацију решења.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писани испит	
практична настава		усмени испит	
колоквијум-и			
пројекти			
истраживачки рад	70	одбрана рада	30

Студијски програм : МАС ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА И МАШИНСКО УЧЕЊЕ		
Назив предмета: МАСТЕР РАД - ИЗРАДА И ОДБРАНА		
Наставник/наставници: Сви наставници са студијског програма МАС Вештачка интелигенција и машинско учење		
Статус предмета: Обавезни		
Број ЕСПБ: 12		
Услов: Студент стиче право да пријави тему мастер рада када на мастер студијама оствари најмање 60 ЕСПБ, а стиче право да преда урађени мастер рад и да исти брани када оствари најмање 108 ЕСПБ полагањем испита из свих предвиђених предмета, укључујући стручну праксу, студијски истраживачки рад и мастер рад-студијски истраживачки рад.		
Циљ предмета Кроз израду мастер рада студент треба да се упозна са основама методологије истраживања у областима машинског учења и вештачке интелигенције, било кроз решавање конкретних практичних проблема као припреме студента за рад у струци, било проучавањем извесних актуелних теоријских питања, као припреме студента за евентуални будући научно-истраживачки рад.		
Исход предмета Кроз израду и одбрану мастер рада студент треба да покаже познавање основа методологије истраживања у области машинског учења и вештачке интелигенције . Студент који је као тему мастер рада изабрао решавање неког конкретног практичног проблема применом алгоритама и модела машинског учења и вештачке интелигенције , треба да покаже способност да теоријска и практична знања стечена у дотадашњем току студија примени. Студент који је као тему изабрао проучавање неког актуелног теоријског питања треба да покаже темељно познавање стања истраживања и основних научно истраживачких метода у тој области машинског учења и вештачке интелигенције .		
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Студент бира тему мастер рада са списка расположивих тема из области вештачке интелигенције и машинског учења , који утврђује Веће Департмана за рачунарске науке. По одобрењу теме и након рада на решавању добијеног проблема, који се обавља се у оквиру предмета Мастер рад – студијски истраживачки рад, студент припрема мастер рад који треба да садржи опис проблема, добијених резултата и примењених метода, као и списак литературе која је коришћена приликом израде рада. Поред главних резултата везаних за тему, рад у свом уводном делу треба да садржи и преглед основних резултата у ужој области теме рада. Рад треба да буде припремљен у складу са стандардима за припрему научно-стручних публикација из области вештачке интелигенције и машинског учења. Приликом одбране мастер рада студент треба да прикаже резултате до којих је дошао при његовој изради, да покаже темељно познавање методологије коју је користио, као и опште познавање стања истраживања у области теме рада.		
Литература		
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 6	Практична настава:
Методe извођења наставе Веће Департмана за рачунарске науке одређује теме из области вештачке интелигенције и машинског учења за израду мастер радова на почетку сваке школске године. Број тема је најмање двоструко већи од броја студената уписаних у завршну годину мастер академских студија. Сваки наставник предлаже највише 5 тема и овај наставник је ментор студенту који изабере предложену тему. За сваку тему одређује се трочлана комисија за одбрану дипломског рада, при чему је ментор увек члан комисије. Списак усвојених тема, као и чланова комисије, јавно је истакнут на огласној табли Факултета. По одобрењу изабране теме, студент израђује мастер рад уз сталне консултације са ментором. Урађени мастер рад доставља се служби за студентска питања у 5 примерака. Време и место одбране дипломског рада оглашава се на огласној табли Факултета најмање 5 дана пре саме одбране. Студент усмено брани урађени мастер рад пред раније одређеном комисијом. Усмено излагање студента траје највише 30 минута. Потом студент одговара на питања чланова комисије. По добијеним одговорима од стране студента, комисија се повлачи и оцењује одбрањени мастер рад одговарајућом оценом. Оцена се утврђује већином гласова. Оцена се саопштава студенту јавно, а затим се уноси у индекс студента и записник. Индекс и записник потписују сви чланови комисије. Уколико студент не одбрани мастер рад, има право да у року од три месеца исти рад поправи и достави студентској служби. Један примерак одбрањеног мастер рада чува се у библиотеци Факултета.		

Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	поена	Завршни испит	поена
активност у току предавања		писани испит	
практична настава		усмени испит	
колоквијум-и			
пројекти			
истраживачки рад	70	одбрана рада	30