



Студијски програм: Основне академске студије информатике			
Назив предмета: АНАЛИЗА И ОБРАДА СЛИКА			
Наставник: Милош Ивановић			
Статус предмета: Изборни на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Темељно познавање и разумевање напредних техника обраде слика. Оспособљавање студената за решавање комплексних реалних проблема везаних за дигиталну обраду слике и видео снимака коришћењем традиционалних техника и техника дубоког учења.			
Исход предмета Студенти познају различите напредне методе и технике које се употребљавају за обраду дигиталних слика и видеа. Студент је такође упознат са моделима и техникама које се користе за извршавање типичних задатака као што су класификација слика, или детекција и препознавање објеката, праћење објеката на снимцима. Студенти су оспособљени да технике рачунарског вида примене у решавању комплексних реалних проблема из различитих области као што су медицина, пољопривреда, екологија итд.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Принципи формирања слике, основни филтери, трешхолдинг технике, ресторација и реконструкција дигиталних слика, уклањање шума, детекција ивица, бинарна анализа облика, морфолошко процесирање, ерозија, дилатација, отварање, затварање, детекција линија и кругова. Примена дубоких конволуционих мрежа на проблеме обраде слике - препознавање објеката, класификација текстура, детекција покретних објеката, праћење покретних објеката, детекција занимљивог понашања објеката и субјеката. Утицај архитектуре мреже на перформансе модела, начин обучавања, утицај нормализације и претпроцесирања, учење из ограниченог скупа података (трансфер знања, аугментација). Примена у различитим областима као што су медицина, инжењерство, екологија, пољопривреда итд. Упознавање концепта рада различитих програмских оквира за имплементацију алгоритама машинског учења (PyTorch, Tensorflow). Генерисање слика коришћењем генеративних модела, евалуација, анализа и интерпретација модела машинског учења. <i>Практична настава</i> На практичној настави студенти ће кроз низ вежби у Python окружењу (OpenCV, TensorFlow/PyTorch), имплементирати класичне алгоритме обраде слике (филтрирање, сегментација, морфолошке операције) и савремене архитектуре дубоког учења (CNN) за класификацију, детекцију објеката (YOLO) и праћење покрета. Користиће унапред обучене моделе, технике аугментације података и метрике евалуације, а стечена знања ће применити на практичним пројектима из домена као што су анализа медицинских снимака, паметна пољопривреда или безбедносни системи.			
Литература 1. Rafael Gonzales and Richard Woods. <i>Digital Image Processing</i> , Third Edition. Pearson, Prentice Hall, 2007. 2. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio and Aaron Courville. <i>Deep learning</i> . MIT Press, 2016. 3. Richard Szeliski. <i>Computer Vision: Algorithms and Applications</i> . Springer, 2010. 4. David Foster. <i>Generative Deep Learning: Teaching Machines to Paint, Write, Compose, and Play</i> . O'Reilly Media, 2019.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 1 + 1
Методе извођења наставе Проблемски-оријентисана настава, практична настава и вежбе уз софтверску подршку, самостални рад студената, домаћи задаци и консултације.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
семинари	35+35	усмени испит	30



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: АРХИТЕКТУРА СПЕЦИЈАЛИЗОВАНИХ ПРОЦЕСОРА ЗА ЗАКЉУЧИВАЊЕ			
Наставник: Александар Пеулић			
Статус предмета: Изборни на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Упознати студенте са савременим архитектурама акцелератора за извођење вештачке интелигенције, са акцентом на digital in-memory computing парадигму коју примењује компанија D-Matrix . Развити разумевање техничких изазова у погледу латенције, енергетске ефикасности и скалабилности у односу на стандардне приступе.			
Исход предмета Након успешно савладаног предмета, студент ће бити способан да разуме основне принципе <i>in-memory</i> и <i>near-memory</i> рачунања, да објасни архитектуру и начин рада D-Matrix AI акцелератора (Corsair), као и да упоређи различите архитектуре AI акцелератора као што су TPU, GPU и DIMC (Digital In-Memory Computing). Такође, студент ће бити у стању да симулира основне функционалности DIMC система и да анализира перформансе и ограничења савремених AI акцелератора.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Увод у AI акцелераторе – мотивација, потребе и изазови; Енергетска ефикасност и латенција у инференцији великих модела; Фон Нојманско уско грло и прелазак ка <i>in-memory</i> архитектурама; Принципи <i>digital in-memory</i> рачунања; Алгоритми са свешћу о реткости (<i>sparsity-aware</i>) и уштеда ресурса; Архитектура D-Matrix Corsair акцелератора; Алати за моделирање и симулацију AI акцелератора; <i>Benchmarking</i> LLM модела на различитим архитектурама; Перспективе развоја и примене DIMC решења <i>Практична настава</i> Упознавање са окружењем и алатом за симулацију (NumPy, PyTorch); Симулација множења матрица у меморији (DIMC); Разлика између класичног и <i>in-memory</i> сабирања; Моделовање ретких матрица и оптимизација операција; Увод у HDL моделовање – једноставан DIMC модул; Верификација DIMC модула у Vivado симулатору; Бенчмаркирање инференције LLM модела – CPU vs GPU vs симулација DIMC; Коришћење отвореног кода и алата за акцелераторе (ONNX, Triton); Пројектни рад: дизајн и симулација акцелератора за један слој мреже; Анализа перформанси: латенција, проток, потрошња; тудија случаја: D-Matrix приступ и архитектура; Припрема и презентација пројеката.			
Литература 1. Hennessy, J. L., & Patterson, D. A., <i>Computer Architecture: A Quantitative Approach</i> , ISBN: 9780128119051 2. V. Sze, Y.-H. Chen, T.-J. Yang, and J. S. Emer, <i>Efficient Processing of Deep Neural Networks</i> . San Rafael, CA, USA: Morgan & Claypool Publishers, 2020. ISBN: 978-1-68173-831-4. 3. https://www.d-matrix.ai/			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 1 + 1
Методе извођења наставе Проблемски-оријентисана настава, практична настава, самостални рад студената, консултације. Комбинација класичне наставе са е-учењем и уз одговарајућу литературу. Практична настава се обавља у виду лабораторијских вежби у рачунарским учионицама, на којима студенти самостално или уз помоћ асистената решавају реалне проблеме из области оптимизације.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
колоквијуми	30	усмени испит	30
семинар-и	40		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: ДУБОКО УЧЕЊЕ			
Наставник: Бранко Арсић, Вишња Симић			
Статус предмета: Обавезни на модулу Вештачка интелигенција, изборни на модулу Рачунарске науке			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Оспособљавање студената за разумевање парадигме дубинског учења као гране машинског учења, која се заснива на представљању података на високом степену апстракције. Предмет упознаје студенте са кључним елементима класичних и напредних неуронских мрежа, техникама регуларизације и алгоритмима учења. Проучавају се методе дубоког учења у важним подручјима вештачке интелигенције као што су: прогнозирање, рачунарска обрада природних језика, разумевања говора и звучних сигнала. Предмет подразумева развој апликација у модерним софтверским оквирима за дубоко учење.			
Исход предмета Савладано градиво оспособиће студента: да суштински разуме предности дубинског учења у односу на алтернативне приступе машинског учења; да овлада техникама учења дубинских модела; да објасни подручја примене дубоких модела; разуме како одлуке донесене у процесу дизајна алгоритма утичу на понашање алгоритма; да вреднује метрике квалитета дубоких модела; да дизајнира и обликује моделе у језицима високог нивоа.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Градивни елементи дубоког учења. Утврђивање математичког апарата потребног за изучавање метода дубоког учења (линеарна алгебра, вероватноћа и теорија информација, елементи нумеричког израчунавања, оптимизационе технике). Архитектура дубоких неуронских мрежа. Потпуно повезане неуронске мреже - вишеслојне архитектуре процесних јединица, активационе функције и алгоритам пропагације уназад. Конволуционе мреже. Конволуција, дељење параметара, конволуционе функције, структурирани излази, ефикасни конволуциони алгоритми. VGG, ResNet, MobileNet. Секвенцијални модели. Рекурентне мреже, LSTM, механизам пажње и трансформери. Дубоко учење поткрепљивањем. Дубоко q-учење и PPO. Генеративни модели. Болцманове машине, аутоенкодери, варијациони аутоенкодери, генеративне супарничке мреже. Праћење state-of-the-art (SOTA) метода у дубоком учењу. Практични аспекти тренинга неуронских мрежа. Претренинг, самонадгледано учење, фино подешавање, пренос знања, рано заустављање, технике регуларизације за неуронске мреже. Оптимизација у обучавању дубинских мрежа (изазови – нестајући градијент, стратегије иницијализације параметара, адаптивни алгоритми учења). Стратегије избора хиперпараметара. <i>Практична настава</i> Имплементација метода дубинског учења у програмском језику Python помоћу библиотека Tensorflow, Keras и PyTorch. Рад на вежбама подразумева примену стеченог знања на решавање конкретних актуелних проблема у различитим областима дубинског учења.			
Литература 1. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville, <i>Deep learning</i>, MIT Press, 2017. 2. Michael Nielsen, <i>Neural Networks and Deep Learning</i>, Determination press, 2015. 3. Stuart Russel, Peter Norwig, <i>Veštačka inteligencija, savremeni pristup, prevod trećeg izdanja</i>, RAF Računarski fakultet, Beograd / CET Computer Equipment and Trade, Beograd / Portalibris, Beograd, 2011. 4. Група аутора, <i>Dive into Deep Learning</i>, онлајн књига доступна на: https://d2l.ai/index.html			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 2
Методе извођења наставе Комбинација класичне наставе уз коришћење електронског курса и уз наведену литературу; У плану је задавање домаћих задатака и израда пројеката коришћењем алата за конструисање, тренирање и тестирање неуронских мрежа. Настава је проблемски-оријентисана, док се на вежбама очекује самостални рад студената.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
семинар-и	35+35	усмени испит	30
Напомена: Факултет поседује неопходну инфраструктуру за реализацију наставе на овом предмету (Табела 10.2)			



Студијски програм: Мастер академске студије информатике					
Назив предмета: ГЕНЕРАТИВНА ВЕШТАЧКА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА					
Наставник: Бобан Стојановић , Ана Капларевић-Малишић					
Статус предмета: Изборни на свим модулима мастер академских студија информатике					
Број ЕСПБ: 6					
Услов: Уписан одговарајући семестар					
Циљ предмета Свеобухватно разумевање генеративне вештачке интелигенције (ГВИ) кроз теорију, алгоритме и практичну примену. Оспособљавање студената за примену кључних генеративних модела као што су варијациони аутокодери (VAE), генеративне супарничке мреже (GAN), дифузиони модели и трансформери у решавању реалних проблема.					
Исход предмета Студенти разумеју основе принципе генеративне вештачке интелигенције. Студенти могу применити генеративну вештачку интелигенцију у решавању комплексних реалних проблема из разних домена (текст, слике, видео, звук). Студенти су упознати са савременим алатима и техникама за развој модела генеративне вештачке интелигенције, као и са напредним техникама евалуације генеративних модела и анализом перформанси модела. Студенти су свесни етичких принципа примене генеративне вештачке интелигенције.					
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Дефиниција и значај генеративне вештачке интелигенције (ГВИ). Разлика између дискриминативних и генеративних модела. Моделирање дистрибуције. Максимизација веродостојности. Варијациони аутокодери (VAE) са применом у генерисању нових података и компресијом података. Генеративне супарничке мреже (GAN): Дубока конволуциона генеративна супарничка мрежа (DCGAN), контрола стила у генерацији слика (StyleGAN), разлика између дистрибуција података – Wasserstein дистанца. Дифузиони модели. Стабилна дифузија. Генерисање слике на основу текста. Модели за генерисање текста базирани на трансформер архитектури. Механизам пажње. Етички принципи примене генеративне вештачке интелигенције. <i>Практична настава</i> Имплементација различитих модела генеративне вештачке интелигенције. Примена различитих програмских оквира за имплементацију алгоритама машинског учења (PyTorch, Tensorflow). Решавање реалних проблема на основну јавно доступних скупова података. Анализа и тумачење модела и алгоритама.					
Литература 1. Sebastian Raschka. <i>Build a Large Language Model (From Scratch)</i> . Simon and Schuster. 2024. 2. David Foster. <i>Generative deep learning</i> . O'Reilly Media, Inc., 2022.					
Број часова активне наставе		Теоријска настава:	2	Практична настава:	1 + 1
Методе извођења наставе Проблемски-оријентисана настава, практична настава и вежбе уз софтверску подршку, самостални рад студената, домаћи задаци и консултације.					
Оцена знања (максимални број поена 100)					
Предиспитне обавезе		70 поена	Завршни испит		30 поена
семинар		70	усмени испит		30



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: ХЕУРИСТИЧКЕ МЕТОДЕ ОПТИМИЗАЦИЈЕ			
Наставник: Вишња Симић, Татјана Стојановић			
Статус предмета: Изборни на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Стицање знања о метахеуристичким методама које се могу применити у решавању проблема једнокритеријумске и вишекритеријумске оптимизације. Оспособљавање студената за решавање реалних оптимизационих проблема употребом метахеуристичких метода.			
Исход предмета Студенти ће разумети предности и недостатке различитих хеуристичких метода оптимизације и моћи ће да процене ефикасност, ограничења и квалитет различитих метода. Студенти ће моћи да примене стечена знања за развој и примену одговарајућих ефикасних хеуристичких приступа у решавању реалних сложених проблема оптимизације.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Оптимизациони проблем; математички модел оптимизационог проблема; врсте оптимизационих проблема . Преглед метахеуристичких метода за решавање проблема оптимизације. Метахеуристике: основни појмови, историјски развој. Ограничења у проблемима оптимизације. Подешавање параметара метахеуристичких алгоритама. Локална претрага. Симулирано хлађење. Табу претрага. Генетски алгоритам. Вишекритеријумска оптимизација. Стратегије евалуације јединки. Технике за одржавање разноликости решења. Употреба елитизма. Теорема „Нема бесплатног ручка“. Генетски алгоритми за вишекритеријумску оптимизацију. Оптимизација ројем честица. Оптимизација колонијом пчела. Оптимизација колонијом мравца. Паралелизација метахеуристичких алгоритама оптимизације. Имплементација паралелизованих метахеуристика. <i>Практична настава</i> Студенти кроз самосталан имплементирају различите метахеуристичке методе оптимизације (симулирано хлађење, табу претрагу, генетски алгоритам и еволуционе методе) и примењују их на решавање реалних и симулираних оптимизационих проблема. Практична настава обухвата формулисање математичког модела задатка, избор и подешавање параметара алгоритма, експериментално тестирање, поређење перформанси различитих приступа и анализу резултата.			
Литература 1. Michalewicz Z., Fogel D.B., <i>How to Solve it: Modern Heuristics</i> , 2nd Edition, Springer-Verlag, 2004. 2. El-Ghazali Talbi, <i>Metaheuristics: From Design to Implementation</i> , Wiley, 2009. 3. Kalyanmoy Deb, <i>Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms</i> , Wiley, 2001. 4. Kochenderfer, Mykel J., <i>Algorithms for Optimization</i> , Cambridge (Mass.); London, 2019. 5. Sean Luke, <i>Essentials of Metaheuristics</i> , доступно онлајн: https://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/Essentials.pdf			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 2
Методе извођења наставе Проблемски-оријентисана настава, практична настава, самостални рад студената, консултације. Комбинација класичне наставе са е-учењем и уз одговарајућу литературу. Практична настава се обавља у виду лабораторијских вежби у рачунарским учионицама, на којима студенти самостално или уз помоћ асистената решавају реалне проблеме из области оптимизације.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	60 поена	Завршни испит	40 поена
семинари	30 + 30	тест	30
		усмени испит	10



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: МАШИНСКО УЧЕЊЕ			
Наставник: Вишња Симић			
Статус предмета: Обавезни на модулу Вештачка интелигенција, изборни на модулу Рачунарске науке			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Циљ предмета је да студентима пружи напредно разумевање концепата, метода и техника машинског учења, као и практичне вештине за изградњу, евалуацију и примену модела у реалним проблемима. Посебан акценат је на развоју способности критичке анализе перформанси модела, избору оптималних техника и интеграцији решења у реалне апликације.			
Исход предмета Савладано градиво омогућава студенту да: - Разуме и објасни основне концепте машинског учења и врсте приступа. - Ефикасно примени фундаменталне алгоритме регресије и класификације на проблеме средње сложености. - Примени методе ненадгледаног учења, укључујући кластеризацију и анализу сличности података. - Разуме и примени системе за препоруке - Евалуира моделе помоћу одговарајућих метрика и примени технике за контролу грешке модела. - Прати модел у продукционом окружењу. - Критички анализира и упоређује различите моделе, одлучује о избору оптималног модела за конкретан проблем.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Основни концепти машинског учења. Врсте машинског учења. Модел. Минимизовање грешке модела. Преприлагођавање и потприлагођавање. Унакрсна провера. Функције губитка. Регулација. Баланс између систематског одступања и варијансе. Редукција димензионалности. Евалуација и избор модела. Конфузиона матрица. Сензитивност и специфичност. ROC крива. Површ испод ROC криве (AUC). Надгледано учење. Поставка проблема надгледаног учења. Модели засновани на стаблима. Обучавање стабала одлучивања. Орезивање стабала одлучивања. Представљање стабала одлучивања у виду правила. Скупно обучавање. AdaBoost. Random Forest. Методе најближих суседа. Раздвајајуће границе. Проклетство димензионалности. Вероватносни модели. Наивни Бајесовски класификатор. Неуронске мреже. Перцептрон, градијентни спуст, слојеви, активационе функције. Ненадгледано учење. Кластеризација података. Мере сличности и растојања података. Припремање података за кластеризацију. Недостајући подаци. Скалирање. Нормализација. Пондерисање. Кодирање категоријских података. Нетипичне тачке. Центар групе. Центроид групе. Системи за давање препорука (Recommender systems). Колаборативно филтрирање. Филтрирање засновано на садржају. Хибридне методе. Припрема модела за продукцију. Верзионисање података и модела. Праћење перформанси и тачности модела кроз време. MLOps приступи и најбоља пракса. <i>Практична настава</i> Примена софтверских алата и имплементација решења у програмском језику Python. Рад на вежбама подразумева примену стеченог знања на решавање конкретних задатака у домену надгледаног и ненадгледаног машинског учења.			
Литература - Stuart Russel, Peter Norwig, <i>Veštačka inteligencija, savremeni pristup</i>, prevod trećeg izdanja, RAF Računarski fakultet, Beograd/ CET Computer Equipment and Trade, Beograd / Portalibris, Beograd, 2011. - Hastie, Trevor J., <i>The elements of statistical learning data mining, inference and prediction</i>. 2nd ed. New York, 2017. - Aggarwal, Charu C., and Chandan K. Reddy, eds. <i>Data clustering: algorithms and applications</i>. CRC press, 2013. - Bishop, Christopher Michael, <i>Pattern recognition and machine learning</i>. Corrected at 8th printing, New York, 2009. - Danny Friedman, <i>Machine learning from scratch</i>, доступно онлајн: https://dafriedman97.github.io/mlbook/content/introduction.html			
Број часова активне наставе		Теоријска настава:	2
		Практична настава:	2
Методе извођења наставе Предавања: предавања и дискусије уз коришћење мултимедијалних садржаја; студије случаја. Вежбе: практични рад са алатима за е-учење, рад на пројектима; асистент пружа сву потребну помоћ студентима. Интерактивно учешће студената које обухвата израду пројектних задатака из оквира садржаја наставног предмета.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
домаћи задаци	20	усмени испит	30
колоквијум	20		
семинар	30		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: МАСТЕР ИЗБОРНИ СЕМИНАР			
Наставник: Бобан Стојановић , Марија Станић , Александар Пеулић			
Статус предмета: Изборни на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Мастер изборни семинар се бави јединственом темом једне или више области рачунарских наука, које нису уопште или на адекватан начин садржане у програмима осталих предмета на студијском програму Информатика. Пун назив предмета поред назнаке да је то Мастер изборни семинар садржи и назив теме која је семинаром обухваћена. Циљ овог предмета јесте упознавање са новим информационим технологијама или математичким методама за унапређивање, студенту већ познатих, технологија, које нису обрађене у осталим предметима и стицање вештина за њихову примену у конкретним задацима, што ће бити верификовано самосталном израдом пројекта.			
Исход предмета Студент је способан да на илустративном примеру прикаже разумевање начина функционисања, као и способност примене информационе технологије која је обухваћена предметом. Студент је способан да објасни и интерпретира кључне концепте, принципе рада и методолошке основе технологије или области обухваћене семинаром. Дизајнира, имплементира и тестира функционално решење (софтверски модул, алгоритам, студију случаја) базирано на технологији или методологији обухваћеној предметом. Евалуира резултате, размотри ограничења примене.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Упознавање са темом и спектром проблема који се могу решавати. Упознавање са теоријским основама, принципима рада и областима примене технологије обухваћене предметом. Разјашњавање појединачних задатака које студенти добијају као и давање упутстава за израду пројекта. Уводна лекција: Преглед и значај теме, дефиниција кључних термина, повезивање са постојећим знањем са мастер студија. Преглед доступних извора информација (научне базе, документација, отворени код). Тематске јединице: Детаљна анализа најважнијих аспеката изабране теме. Фокус на архитектури, алгоритмима, методологији или истраживачким изазовима. Планирање пројекта: Разјашњавање захтева пројектног задатка, дискусија о изводљивости, додела и/или усаглашавање тема за семинарске/пројектне радове. <i>Практична настава: Вежбе, Други облици наставе</i> Демонстрирање употребе и примене технологија обухваћених предметом. Студије случаја и демонстрације: Праћење и анализа постојећих решења из праксе или из научних радова. Писање и анализа узорка кода. Консултације: Интерактивне сесије усмерене на решавање конкретних проблема на које студенти наилазе при изради пројекта. Препоруке за отклањање грешака и оптимизацију.			
Литература По препоруци наставника у зависности од изабране теме.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 2
Методе извођења наставе Проблемски орјентисана настава. Пројектно орјентисано учење - целокупна настава је усмерена ка реализацији пројектног задатка. Наставник има улогу ментора, пружа смернице и подршку током целог процеса израде пројекта.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
практична настава	10	усмени испит	30
колоквијуми	15 + 15		
семинар	30		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: НАПРЕДНЕ ТЕХНОЛОГИЈЕ У САЈБЕР БЕЗБЕДНОСТИ			
Наставник: Александар Пеулић			
Статус предмета: Изборни на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Омогућити студентима стицање знања о безбедносним архитектурама заснованим на хардверској заштити и примени вештачке интелигенције за детекцију и превенцију сајбер напада. Посебан фокус је на Trusted Control Unit (TCU) архитектури фирме Axiado и zero-trust моделима.			
Исход предмета Након успешно савладаног предмета студент ће бити способан да: Разуме принципе root-of-trust и сигурног бутирања; Објасни архитектуру Axiado TCU чипа и његову улогу; Користи AI моделе за детекцију аномалија у системском понашању; Анализира zero-trust безбедносне архитектуре; Симулира нападе и развије основне AI детекторе за претње.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Хардверска безбедност: TPM, HSM, secure boot; Увод у детекцију напада помоћу AI модела; Axiado TCU чип – архитектура и употреба; Детекција претњи у реалном времену; Zero-trust приступ и његова имплементација; Безбедност у IoT и рбним уређајима; Open-source Trust решења – OpenTitan, TrenchBoot; Прикупљање и анализа системских логова; Симулација фирверских напада и детекција помоћу AI. <i>Практична настава</i> Упознавање са TPM2 симулатором и алатима за secure boot; Конфигурција и симулација secure boot процеса; Прикупљање системских логова (Linux, RPi); Коришћење AI за класификацију регуларног и нападног понашања; Тренинг AI модела за anomaly detection (Scikit-learn, Keras); Примена детектора на реалном систему (нпр. Raspberry Pi); Симулација brute-force и DoS напада; Увод у reverse engineering firmware-a (Ghidra, Binwalk); Студија случаја: анализа TCU архитектуре из Axiado докумената; Интеграција zero-trust модела на емулираном систему; Пројектни рад: AI безбедносни агент на рубном уређају; Припрема и презентација завршних пројеката.			
Литература 1. Sarker, I. H., et al. (2024). <i>AI-Driven Cybersecurity and Threat Intelligence: Cyber Automation and Decision-Making</i> . Springer. ISBN 978-3031544965. 2. https://axiado.com/			
Број часова	активне наставе	Теоријска настава:	2 Практична настава: 1 + 1
Методе извођења наставе Проблемски-оријентисана настава, практична настава, самостални рад студената, консултације. Комбинација класичне наставе са е-учењем и уз одговарајућу литературу. Практична настава се обавља у виду лабораторијских вежби у рачунарским учионицама, на којима студенти самостално или уз помоћ асистената решавају реалне проблеме из области оптимизације.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
колоквијуми	30	усмени испит	30
семинар-и	40		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: НЕУРО-СИМБОЛИЧКО РАЧУНАЊЕ			
Наставник: Татјана Стојановић			
Статус предмета: Изборни на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Циљ предмета је да студентима омогући разумевање и примену метода које интегришу неуронске мреже и симболичко закључивање ради изградње објашњивих, робусних и флексибилних интелигентних система. Посебан акценат је на повезивању дубоког учења са формалним логичким системима.			
Исход предмета Студент ће стећи знања о повезивању неуронских мрежа и симболичког закључивања и моћи ће да примени савремене неуро-симболичке приступе у решавању комплексних проблема..			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Увод у неуро-симболичку вештачку интелигенцију. Историја и мотивација за интеграцију. Основе симболичког рачунања. Исказна и предикатска логика. Описне логике. Основе неуронских мрежа. Рекурентне неуронске мреже. Конволуционе мреже. Логичке неуронске мреже. Марковљеве неуронске мреже. DeepProbLog као пример алата за неуросимболичко рачунање. Робусност у закључивању. Верификација неуронских мрежа помоћу симболичких система. Могућности интерпретације неуронских мрежа у симболичким системима и обрнуто. Примене у визуелизацији, обради природних језика. <i>Практична настава</i> Заједничко конципирање и разрада теме и садржаја пројеката. Упућивање у концепте, средства и литературу. Праћење и дискусија решења и резултата током рада на пројекту и његово документовање. Студенти кроз самосталан или тимски рад реализују истраживачке и пројектне задатке који обухватају анализу проблема који захтева интеграцију симболичких и неуронских метода, избор одговарајућих алата и окружења (нпр. DeepProbLog, PyTorch, TensorFlow, Logic Tensor Networks) и имплементацију решења. Акценат је на експерименталном тестирању и поређењу различитих приступа, као и на анализи добијених резултата у контексту објашњивости, робусности и интерпретабилности система.			
Литература 1. Luc De Raedt et al. , <i>Neuro-Symbolic Artificial Intelligence: The State of the Art</i> , arXiv preprint, 2020. 2. Pascal Hitzler, Md Kamruzzaman Sarker , <i>Neuro-Symbolic Artificial Intelligence: An Introduction</i> , Springer, 2022. 3. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville, <i>Deep Learning</i> , MIT Press, 2016. 4. Stuart Russell, Peter Norvig, Вештачка интелигенција – Савремени приступ, СЕТ, Београд, 2011 5. З. Огњановић, Н. Крџавац, Увод у теоријско рачунарство, Факултет организационих наука, Београд, 2005.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 1 + 1
Методе извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе. На вежбама се увежбавају изложени принципи, разматрају се области примене. Самостално или тимски решавају конкретни проблеми.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
практична настава	10	усмени испит	30
колоквијум-и	30		
семинар-и	30		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: ОБРАДА И АНАЛИЗА ВЕЛИКИХ КОЛИЧИНА ПОДАТАКА			
Наставник: Ана Капларевић-Малишић			
Статус предмета: Обавезни на модулу Вештачка интелигенција, изборни на модулу Рачунарске науке			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Упознавање са основама складиштења, обраде и анализе велике количине података коришћењем актуелних софтверских алата и оквира.			
Исход предмета Студент познаје и разуме стандарде и технологије које се баве складиштењем, обрадом и анализом велике количине података. Способан је да самостално креира апликацију за подршку одлучивању која као улаз користи велику количину података.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Математичке основе. Веза са класичним паралелним програмирањем дељене и дистрибуиране меморије. Научне и пословне апликације које укључују обраду велике количине података. Концепт MapReduce, његове предности и ограничења. Скалирање у NoSQL базама података као што су MongoDB, Cassandra и Neo4j. Оптимизације и хеуристике над великом количином података. Кластер рачунарство помоћу алата Apache Hadoop, Apache Spark и Hive. Напредна примена Apache Spark-а помоћу библиотека MLlib и SparkSQL. Стриминг апликације коришћењем редова за поруке, као и Apache Kafka. <i>Практична настава</i> Креирање илустративних апликација применом актуелних <i>Big Data</i> технологија. Самостални развој и креирање кластер апликација како употребом базног RDD приступа у <i>Spark</i> -у, тако и позивањем рутине из библиотека. Скриптовање помоћу програмских језика Python и R. Мерење и оптимизација перформанси <i>MapReduce</i> апликација. Стриминг апликације помоћу редова за поруке и Apache Kafka оквира. Израда плана скалирања. Администрација кластера, контејнеризација, Docker и Kubernetes.			
Литература 1. Chodorow, Kristina, MongoDB: The Definitive Guide: Powerful and Scalable Data Storage, O'Reilly Media, Inc., 2013. 2. White, Tom, Hadoop: The definitive guide, O'Reilly Media, Inc., 2012. 3. Spark, Apache, Apache Spark: Lightning-fast cluster computing. URL http://spark.apache.org (2016).			
Број часова активне наставе		Теоријска настава:	2
		Практична настава:	2
Методе извођења наставе У настави/учењу предмета примењују се методе активног учења/наставе. Поред ex-cathedra предавања лекција и лабораторијских вежби, примењују се интерактивне методе учења у учионици, као и појединачне и тимске самосталне активности студената ван учионице (у рачунарском центру, библиотеци, кући). Интерактивно учење се примењује у виду самосталног рада појединца, кооперативног и колаборативног учења, учења базираног на проблему, тимског рада и изради групних или тимских пројеката (семинара).			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
практична настава	4	усмени испит	30
семинарски рад	30		
одбрана пројекта	26		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: ОБРАДА ПРИРОДНИХ ЈЕЗИКА			
Наставник: Бранко Арсић, Марина Свичевић			
Статус предмета: Изборни на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Упознавање студената са основним концептима моделирања знања и закључивања, као и принципима обраде природних језика. Овај предмет треба да омогући студентима да стекну дубља и потпунија знања о техникама и алгоритмима који се примењују у обради и анализи текста и могућностима њихове примене у практичним ситуацијама.			
Исход предмета Студент је у стању да самостално врши формализовање знања и закључивања средствима математичке логике и овладао је основним методама у обради природних језика. Студенти познају различите напредне методе и технике које се употребљавају за обраду и анализу текста. Студенти су оспособљени да напредне технике дубоког учења примене у решавању комплексних реалних проблема који се тичу обраде текста са различитих аспеката.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Сегментација текста; препознавање речи и препознавање реченица. Корпуси и токенизација. Морфолошка анализа текста – лематизација, етикетирање врсте речи, избор скупа етикета, стеминг. Статистички модели језика. Нормализација текста. Отклањање вишезначности. Синтаксна анализа и парсирање. Векторска репрезентација речи, врећа речи, TF-IDF. Лексичка семантика. Детекција ентитета, анализа сентимента, екстракција термина, двосмисленост, WordNet. Релациона семантика. Екстракција везе између ентитета, семантичко парсирање, означавање семантике у реченици. Обрада текста помоћу дубоких рекурентних неуронских мрежа, LSTM ћелија. Модели засновани на трансформер архитектури: BERT, ViLBERT, RoBERT, ALBERT, Distil BERT итд. Механизам пажње. Дизајнирање упита (Prompt engineering) за велике језичке моделе. Развој RAG система, фино-подешавање језичких модела. Развој агената и ботова за конверзацију (Chatbots). Примене: сумаризација текста, машинско превођење, генерисање природног језика, разумевање природног језика, питања и одговори, чет-ботови. <i>Практична настава</i> Заједничко конципирање и разрада теме и садржаја пројеката. Упућивање у концепте, средства и литературу. Праћење и дискусија решења и резултата током рада на пројекту и његово документовање. Коришћење програмских оквира као што су LangChain и LlamaIndex. Рад са векторским базама података.			
Литература - Chris Manning and Hinrich Schütze. Foundations of Statistical Natural Language Processing. MIT Press. Cambridge, MA: 1999. - Ian Goodfellow, Yoshua Bengio and Aaron Courville. Deep learning. MIT Press, 2016. - Daniel Jurafsky & James H. Martin. Speech and Language Processing. Prentice Hall 2008. - Sowmya Vajjala, Bodhisattwa Majumder, Anuj Gupta, Harshit Surana. Practical Natural Language Processing. O'Reilly Media, 2020. - Ruslan Mitkov. The Oxford Handbook of Computational Linguistics, 2nd edition. Oxford Univ. Press, 2014. - Sebastian Raschka. Build a Large Language Model (From Scratch). Simon and Schuster. 2024.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 1 + 1
Методе извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе. На вежбама се увежбавају изложени принципи, разматрају се области примене. Самостално или тимски решавају конкретни проблеми.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
семинар-и	35+35	усмени испит	30



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: ОДАБРАНА ПОГЛАВЉА МАТЕМАТИКЕ			
Наставник: <u>Богдан Пирковић</u>			
Статус предмета: Обавезан на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Упознавање студената са одабраним математичким концептима који су неопходни за разумевање алгоритама машинског и дубоког учења. Овај предмет треба да омогући студентима да стекну дубља и потпунија знања о математичкој позадини техника и алгоритмима који се примењују у различитим областима.			
Исход предмета Студент разуме и успешно примењује математички апарат из више области математике (линеарна алгебра, нумеричка анализа, вероватноћа, статистика), и на тај начин је оспособљен да стечена знања употреби у областима машинског учења.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Одабрани садржаји Линеарне алгебре. Матрице, операције са матрицама, сопствене вредности и сопствени вектори, векторски простори и норме. Декомпозиција матрице помоћу сингуларних вредности, декомпозиција матрице помоћу сопствених вредности и сопствених вектора. Тензорски рачун. Нумеричко израчунавање. Јакобијева и Хесијан матрице. Градијентни спуст. Лагранжова функција. Karush–Kuhn–Tucker (KKT) приступ. Условна оптимизација. Моментуми. Одабрани садржаји теорије вероватноће. Простор вероватноће, формула тоталне вероватноће, Бајесова теорема. Једнодимензионалне и дводимензионалне случајне променљиве (дискретног и непрекидног типа). Нумеричке карактеристике случајних променљивих. Закони великих бројева, централна гранична теорема. Елементи теорије случајних процеса (Гаусов процес). Одабрани садржаји статистике. Узорачка расподела, оцене непознатих параметара расподеле, Метод максималне веродостојности. Тестирање хипотеза. Параметарски тестови, АНОВА, МАНОВА. Непараметарски тестови, хи-квадрат тест независности, Краскал-Волисов тест. Тестови о корелацији (Пирсонов и Спирманов). Бајесова статистика. <i>Практична настава</i> Практични рад на примени усвојеног математичког апарата кроз задатке и показне вежбе, углавном уз коришћење програмског језика R, и алата као што су MATLAB и Mathematica.			
Литература 1. F. M. Dekking, C. Kraaikamp, H. P. Lopuhaä, L. E. Meester. Modern Introduction to Probability and Statistics. Springer, 2005 2. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio and Aaron Courville. Deep learning. MIT Press, 2016. 3. D. Forsyth, Probability and Statistics for Computer Science, Springer, 2018. 4. E. Lehman, F. T. Leighton, A. R. Meyer, Mathematics for Computer Science, MIT, 2015 5. R. A. Horn, C. R. Johnson – <i>Matrix Analysis</i> , Cambridge University Press, 2012. 6. G. H. Golub, C. F. van Loan – <i>Matrix Computations</i> , Johns Hopkins Univ. Press, 2013. 7. Rudas, Tamás, Probability theory : #a #primer, Thousand Oaks 2004.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 2
Методе извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе. На вежбама се увежбавају изложени принципи, разматрају се области примене. Самостално или тимски решавају конкретни проблеми.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
семинар-и	35+35	усмени испит	30



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: ОДАБРАНА ПОГЛАВЉА НУМЕРИЧКЕ МАТЕМАТИКЕ			
Наставник: Марија Станић			
Статус предмета: Изборан на модулу Рачунарске науке			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Темељно познавање и разумевање проблема најбољих апроксимација, теорије ортогоналних полинома и метода за нумеричку интеграцију. Темељно познавање и разумевање теорије нумеричких метода линеарне алгебре. Нумеричко решавање обичних диференцијалних и парцијалних једначина.			
Исход предмета Студент је стекао неопходна теоријска знања за разумевање проблематике која се односи на теорију ортогоналних полинома, проблем најбољих апроксимација, нумеричку интеграцију, нумеричке методе за одређивање сопствених вредности и нумеричко решавање обичних диференцијалних и парцијалних једначина. Студент је стекао знања неопходна за програмирање нумеричких метода.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Ортогонални полиноми. Опште особине ортогоналних полинома. Конструкција ортогоналних полинома. Класични ортогонални полиноми. Општи проблем апроксимације функција. Типови апроксимационих функција. Критеријуми за апроксимацију. Проблем најбољих апроксимација. Квадратурне формуле. Интерполационе квадратурне формуле. Квадратурне формуле Gauss-овог типа. Методи за оцену остатака у квадратурним формулама. Конвергенција квадратурних процеса. Нумерички методи линеарне алгебре. Проблеми сопствених вредности. Приближно решавање обичних диференцијалних једначина. Линеарни вишекорачни методи. Методи Рунге-Куте. Гранични проблеми. Нумеричко решавање парцијалних једначина. <i>Практична настава:</i> Вежбе Примена стечених теоријских знања на решавање задатака. Програмирање нумеричких метода у програмском пакету Mathematica.			
Литература 1. Г.В. Миловановић, <i>Нумеричка анализа, I и II део</i> , Научна књига, Београд, 1991. 2. П.С. Станимировић, Г.В. Миловановић, <i>Програмски пакет Mathematica и примене</i> , Електронски факултет, Универзитет у Нишу, 2002. 3. Г.В. Миловановић, М.А. Ковачевић, М.М. Спалевић, <i>Нумеричка математика – збирка решених проблема</i> , Универзитет у Нишу, 2003. 4. Б. Јовановић, Д. Радуновић, <i>Нумеричка анализа</i> , Математички факултет, Београд, 2003. 5. Д. Радуновић, А. Самарџић, Ф. Марић, <i>Нумеричке методе – збирка задатака</i> , Академска мисао, Београд, 2005. 6. Г.В. Миловановић, <i>Нумеричка анализа и теорија апроксимација</i> , Завод за уџбенике, Београд, 2014.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 2
Методе извођења наставе Реализација предавања по моделу интерактивне наставе (наставне методе: дискусија, методе практичног рада); активирани облици учења: вербално смисаоно рецептивно, кооперативно учење, практично учење, примена стечених теоријских знања на решавање задатака.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	50 поена	Завршни испит	50 поена
колоквијум-и	25 + 25	писмени испит	30
		усмени испит	20



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: ПРЕДСТАВЉАЊЕ ЗНАЊА И РЕЗОНОВАЊЕ			
Наставник: Татјана Стојановић			
Статус предмета: Изборни на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Циљ предмета је да студенти стекну знања о формалним моделима и методама представљања знања и аутоматског резоновања, као и да овладају применом логичких система и алгоритама за закључивање у различитим областима вештачке интелигенције.			
Исход предмета Студент разуме основне формализме за представљање знања и методе закључивања, укључујући исказну, предикатску, описну, разне вероватносне логике. Способан је да моделује знање и примени алгоритме закључивања у контексту вештачке интелигенције.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Улога представљања знања у вештачкој интелигенцији. Логички системи за представљање знања. Исказна и предикатска логика. Алгоритми за испитивање задовољивости формула. Дејвис-Патнам алгоритам, метода резолуције, методе таблоа. Описне логике и веза са семантичким вебом. Репрезентација знања са неизвешноћу. Модалне и темпоралне логике. Примена метода таблоа у неklasичним логикама. Вероватносне логика са различитим операторима вероватноћа. Фази логика. Дифолтно резоновање. <i>Практична настава</i> Заједничко конципирање и разрада теме и садржаја пројеката. Упућивање у концепте, средства и литературу. Праћење и дискусија решења и резултата током рада на пројекту и његово документовање.			
Литература 1. З. Огњановић, Н. Крџавац, Увод у теоријско рачунарство, Факултет организационих наука, Београд, 2005. 2. Stuart Russell, Peter Norvig, Вештачка интелигенција – Савремени приступ, СЕТ, Београд, 2011 3. R. J. Brachman, H. J. Levesque, Knowledge Representation and Reasoning, Morgan Kaufman Publisher, 2004 4. Silvia Ghilezan, Logic in Computer Science II, Beograd, 2015			
Број часова активне наставе		Теоријска настава:	2
		Практична настава:	1 + 1
Методе извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе. На вежбама се увежбавају изложени принципи, разматрају се области примене. Самостално или тимски решавају конкретни проблеми.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
практична настава	10	усмени испит	30
колоквијум-и	30		
семинар-и	30		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: РАЧУНАРСКО МОДЕЛОВАЊЕ И СИМУЛАЦИЈЕ			
Наставник: Бобан Стојановић , Александар Пеулић			
Статус предмета: Изборан на модулу Рачунарске науке			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Упознавање студената са напредним методама развоја рачунарских модела за примену у науци и инжењерству. Студенти ће се кроз овај предмет детаљно упознати са рачунарским моделима заснованим на парцијалним диференцијалним једначинама и принципима симулација понашања оваквих модела. Студентима ће бити предочени ефекти избора различитих симулационих алгоритама на тачност и стабилност прорачуна, као и утицај почетних и граничних услова на решења. Посебна пажња биће посвећена визуелизацији, и анализи и интерпретацији резултата прорачуна. Поред тога студенти ће имати прилику да чују и основне поставке неких алтернативних метода за симулације природних и друштвених појава, као што су ћелијски аутомати, честичне методе, итд.			
Исход предмета Студенти су оспособљени да самостално развију сложене математичке моделе и да критички интерпретирају сопствене резултате и резултате других. Студенти су способни да одаберу врсту модела која је адекватна за одређени проблем, да успоставе одговарајући математички модел, да изврше симулацију понашања модела, и да визуелизују резултате прорачуна. Студенти умеју да изврше валидацију модела поређењем са теоријским или експерименталним резултатима. Студенти су оспособљени да изврше естимацију параметара модела тако да он даје најбоље могуће поклапање са експерименталним мерењима.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Предмет уводи студенте у принципе математичког моделовања и рачунарских симулација физичких система заснованих на парцијалним диференцијалним једначинама (ПДЈ). Обрађују се основни типови ПДЈ (елиптичке, параболичке и хиперболичке) и њихова примена на типичне процесе као што су дифузија, пренос топлоте и таласно кретање. У оквиру курса разматрају се: Формулација физичког проблема и његово преводјење у математички модел; Типови граничних и почетних услова (Дирихлеови, Нојманови, Робинови); Аналитичка решења у једноставним геометријама и условима; Нумеричке методе за решавање ПДЈ: метода коначних разлика (МКР), метода коначних елемената (МКЕ), метода коначних запремина (МКЗ); Стабилност, конвергенција и тачност нумеричких шема; Примене у моделирању просторно-временских процеса (нпр. топлотна проводност, дифузија, транспорт, вибрације); Увод у алтернативне и хибридне приступе моделирању: ћелијски аутомати, честичне методе (SPH, DEM), хибридни PDE-агент модели. <i>Практична настава: Вежбе, Други облици наставе</i> Рад на вежбама и другим облицима наставе ће подразумевати примену стеченог знања на решавање реалних проблема у различитим областима. Механички модели. Простирање топлоте (конвекција, кондукција, радијација). Простирање загађења. Простирање таласа. Отпорност конструкција. Биолошки модели. Финансијски модели. Динамички системи.			
Литература 1. Kai Velten. Mathematical Modeling and Simulation, Introduction for Scientists and Engineers, WILEY-VCH Verlag, 2009. 2. Svein Linge, Hans Petter Langtangen. Programming for Computations – Python, Springer, 2016.			
Број часова активне наставе		Теоријска настава:	2
		Практична настава:	2
Методе извођења наставе Теоријска настава се изводи у виду интерактивних, проблемски-оријентисаних предавања, током којих наставник помоћу електронских презентација и традиционалних метода студентима грађајски представља различите проблеме и начине њиховог моделовања и решавања. Студенти активно учествују у настави кроз дискусије о различитим варијантама решавања проблема и њиховим последицама на јединственост и тачност решења, као и на ефикасност симулације у погледу брзине извршавања и меморијских захтева. Практична настава се обавља у виду лабораторијских вежби у рачунарским учионицама, на којима студенти самостално или уз помоћ асистената решавају реалне проблеме. Решавање проблема подразумева разматрање теоријских поставки решења и његову практичну имплементацију на рачунару. Поред класичне наставе у виду предавања и вежби, студенти у посебним терминима имају могућност консултација са наставницима и асистентима у вези са проблемима у савладавању градива.			



Природно-математички факултет
Универзитет у Крагујевцу
Радоја Домановића 12, 34000 Крагујевац

ИНФОРМАТИКА

Мастер академске студије

Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	30 поена	Завршни испит	70 поена
активност у току предавања	4	израда задатка на рачунару	50
практична настава	26	усмени испит	20



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: СТРУЧНА ПРАКСА			
Наставник:			
Статус предмета: Обавезан на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 3			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Упознавање студената са условима и начином рада у привредним организацијама, институцијама и установама у којима се обављају послови из области рачунарства и информacionих технологија. Студенти треба да сагледају: глобалну организацију и начин функционисања организација, место и улогу рачунских центара, задатке и њихово решавање, као и да узму учешће у њиховом решавању.			
Исход предмета Студент је оспособљен за ефикасно и успешно укључивање на пословима из области којим се баве организације у којима су обављали праксу, да унапреде ниво практичних знања, да изграде способност сналажења у новим условима и да побољшају ниво комуницирања.			
Садржај предмета У оквиру 90 радних сати студент: - се упознаје са: ▪ организацијом, задацима и начином функционисања организације ▪ организацијом и начином функционисања рачунских центара ▪ токовима информација, њиховим креирањем и руковањем ▪ хардверском и софтверском платформом која се користи ▪ изграђеним информacionим системом, текућим задацима и пословима; - добија конкретне задатке које треба самостално да испуни.			
Литература			
Број часова активне наставе	Теоријска настава: 0	Практична настава:	0
Методе извођења наставе Пракса се реализује у привреди или научно образованим институцијама, кроз самостални рад. Сваком студенту се додељује један ментор из редова запослених у организацији у којој се пракса обавља. Проучавање процеса и активности путем увида у документацију и практични рад на одређеним пословима. На крају праксе, ментор из организације даје оцену о успешности обављања праксе, која је један од елемената у оцењивању успешности обављене праксе. Након обављене праксе студент у виду семинарског рада подноси извештај о сопственом раду и активностима, а затим га презентује.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	60 поена	Завршни испит	40 поена
редовно испуњавање обавеза на пракси	10	презентација и одбрана семинарског рада	40
семинар	50		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: СТУДИЈСКИ ИСТРАЖИВАЧКИ РАД 1			
Наставник: Сви наставници на студијском програму			
Статус предмета: Обавезан на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар студија			
Циљ предмета Оспособљавање студената за самостално или тимско решавање практичних и истраживачких проблема у области вештачке интелигенције, кроз примену знања стеченог на предметима првог семестра. Подстицање способности примене теоријских знања у реалним или симулираним условима.			
Исход предмета По завршетку предмета, студент ће бити у стању да: • Дефинише проблем из домена вештачке интелигенције, повезан са садржајем неког од предмета првог семестра. • Применом научених метода предложи и реализује решење. • Документује и презентује резултате рада у форми техничког извештаја или кратког рада. • Користи савремене алате и библиотеке релевантне за обрађену тему			
Садржај предмета <i>Студијски истраживачки рад</i> • Избор теме у договору са ментором (тема мора бити повезана са предметима из првог семестра) • Анализа проблема и преглед релевантне литературе • Избор метода и алата за решавање проблема • Развој и/или имплементација решења • Евалуација резултата • Израда и одбрана завршног извештаја/рада			
Литература Литературу одређује ментор у зависности од теме Студијског истраживачког рада.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	0	СИР: 6
Методе извођења наставе Настава се изводи кроз индивидуални рад студента под менторством наставника. Студент самостално или у мањим истраживачким тимовима ради на дефинисању, анализи и решавању одабраног проблема. Рад обухвата консултације са ментором, анализу литературе, избор и примену метода, развој решења, израду техничке документације и презентацију резултата. Настава подразумева интерактивни приступ, практичан рад, као и редовно извештавање ментора о напретку.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
истраживачки задатак	20 + 20	излагање и одбрана истраживачког рада	30
извештај о обављеном истраживању	30		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: СТУДИЈСКИ ИСТРАЖИВАЧКИ РАД 2			
Наставник: Сви наставници на студијском програму			
Статус предмета: Обавезан на свим модулима мастер академских студија информатике			
Број ЕСПБ: 12			
Услов: Уписан одговарајући семестар мастер академских студија			
Циљ предмета Припрема студента за самосталан истраживачки и развојни рад у области мастер тезе. Студент кроз овај предмет продубљује разумевање изабране теме мастер рада, изводи претходна истраживања и развија методолошки приступ решавању истраживачког питања.			
Исход предмета По завршетку предмета, студент ће бити у стању да: • Формулише јасно истраживачко питање или проблем у оквиру теме мастер рада • Изврши систематичан преглед литературе и идентификује постојећа решења • Развије прелиминарни модел, метод или систем као основу за мастер рад • Критички анализира добијене резултате и дефинише даље кораке истраживања			
Садржај предмета <i>Студијски истраживачки рад</i> • Дефинисање проблема и циљева истраживања • Преглед и анализа научне и стручне литературе • Формулисање хипотеза и методологије истраживања • Развој иницијалних модела/протописа • Прикупљање и анализа података (ако је примењиво) • Планирање структуре мастер рада • Израда извештаја и презентација резултата			
Литература Литературу одређује ментор у зависности од теме Завршног рада.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	0	СИР: 12
Методе извођења наставе Настава се изводи кроз индивидуални рад студента под менторством наставника. Студент самостално или у мањим истраживачким тимовима ради на дефинисању, анализи и решавању одабраног проблема. Рад обухвата консултације са ментором, анализу литературе, избор и примену метода, развој решења, израду техничке документације и презентацију резултата. Настава подразумева интерактивни приступ, практичан рад, као и редовно извештавање ментора о напретку.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	70 поена	Завршни испит	30 поена
истраживачки задатак	20 + 20	излагање и одбрана истраживачког рада	30
извештај о обављеном истраживању	30		



Студијски програм: Мастер академске студије информатике			
Назив предмета: ТЕОРИЈА ИЗРАЧУНЉИВОСТИ И РАЧУНСКЕ КОМПЛЕКСНОСТИ			
Наставник: Татјана Стојановић			
Статус предмета: Обавезан на модулу Рачунарске науке			
Број ЕСПБ: 6			
Услов: Уписан одговарајући семестар			
Циљ предмета Циљ предмета је да студенти стекну дубоко разумевање формалних модела израчунљивости, граница алгоритамског решавања проблема и класа рачунске сложености, као и да овладају методама анализе одлучивости и сводљивости у теоријским и практичним контекстима.			
Исход предмета Студент је овладао појмовима израчунљивости функција, одлучивости и неодлучивости проблема. Студент познаје карактеризацију сложености проблема и може самостално да решава једноставније проблеме користећи функционално и логичко програмирање.			
Садржај предмета <i>Теоријска настава</i> Историјски развој и значај теорије израчунљивости. Хилбертов програм и Геделове теореме непотпуности. Черч–Тјурингова теза и модели израчунљивости: Тјурингова машина, λ -рачун, рекурзивне функције и друге еквивалентне формализације. Примитивно рекурзивне функције и најважнији примери примитивно рекурзивних функција. Парцијално рекурзивне функције. Однос класе парцијално рекурзивних функција и класе Тјуринг-израчунљивих израчунљивих функција. Рекурзивне функције и рекурзивни скупови. Универзалне машине и сложеност Колмогорова. Рекурзивно набројиви скупови и њихове особине. Теорема параметризације и примене. Прва и друга теорема рекурзије и њихове примене. Неодлучивост. Сводљивост (m -сводљивост и T -сводљивост). Неодлучиви проблеми: проблем заустављања, Рајсова теорема, проблем речи, проблем ваљаности у логици првог реда. Рачунска сложеност: мере сложености, класе P , NP , $co-NP$, EXP и хијерархија сложености. NP -потпуни и NP -тешки проблеми. Методи доказивања NP -комплетности. Увод у приближне, параметарске и стохастичке приступе решавању тешких проблема. Повезаност теоријских концепата са практичним алгоритмима и хеуристикама. <i>Практична настава</i> Студенти кроз вежбе анализирају и формално описују моделе израчунљивости као што су Тјурингова машина и рекурзивне функције. Разрађују примере израчунљивих и неодлучивих проблема, симулацију рада Тјурингових машина и конструкцију једноставних универзалних машина. Решавају се задаци који илуструју концепте сводљивости и неодлучивости, доказују да су одређени проблеми NP -потпуни и анализира класификација алгоритама према временској и меморијској сложености			
Литература 3. Огњановић, Н. Крџавац, Увод у теоријско рачунарство, Факултет организационих наука, Београд, 2005. M. Sipser, Introduction to the theory of computation, Thompson, Course Technology, 2006. N. Cutland, Computability: An Introduction to Recursive Function Theory, Cambridge University Press, 1980. - Ирена Спасић, Предраг Јаничић: Теорија алгоритама, језика и аутомата - збирка задатака, Математички факултет, Београд, 2000.			
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	2	Практична настава: 3
Методе извођења наставе На предавањима се користе класичне методе наставе. На вежбама се увежбавају изложени принципи, анализирају се типични проблеми и њихова решења, те моделирају сопствене апликације. Активирани облици учења: вербално смисаоно рецептивно, кооперативно учење, практично учење, примена стечених теоријских знања на решавање задатака.			
Оцена знања (максимални број поена 100)			
Предиспитне обавезе	50 поена	Завршни испит	50 поена
колоквијум-и	20	писмени испит	35
тестови	15 + 15	усмени испит	15



Студијски програм: Мастер академске студије информатике		
Назив предмета: ЗАВРШНИ РАД		
Наставник: Сви наставници на студијском програму		
Статус предмета: Обавезан		
Број ЕСПБ: 3		
Услов: Положени сви испити са мастер академских студија		
Циљ предмета Циљ завршног рада је да студент покаже способност да самостално обради неку тему из области информатике. Студент, такође, треба да покаже да уме да користи расположиви софтвер и расположиву литературу (укључујући литературу са Интернета), да правилно и прецизно напише рад, да зна да наводи коришћену литературу и да на јасан начин усмено изложи свој рад.		
Исход предмета Студент је показао самосталност у обради задате теме и прецизност у писању текста. Студент је такође показао да уме да направи електронску презентацију свог рада, да на добар начин усмено изложи најзначајније делове свог рада и да поштује расположиво време. Посебне компетенције односе се на оспособљавање за критичко размишљање и размишљање у смеру унапређења пракси и принципа из информатике.		
Садржај предмета Последњи испит у току мастер академских студија је Завршни рад. За израду Завршног рада предвиђени су Студијски истраживачки рад 1 и Студијски истраживачки рад 2 који се реализују у току првог, односно завршног семестра, респективно. Завршни рад представља самосталан рад студента израђен у писаној форми, уз упутства и консултације са предметним наставником. Током рада води се рачуна да завршни рад треба да садржи опис развоја рада, остварених резултата, као и опис примењених метода. Рад мора бити сачињен уз поштовање научног стила писања. Литература мора садржати рецензиране текстове (радове и књиге) и никако не сме садржати само референце са интернета које нису рецензиране. Завршни рад осим главних резултата везаних за тему треба обавезно да садржи и приказ основних резултата из уже области у којој је рад. Студент бира тему за израду Завршног рада из области научно-стручних и стручно-апликативних предмета. Садржај Завршног рада превазилази садржај редовне наставе на основним и мастер студијама информатике. Завршни рад треба да представља допринос школском или научном знању, а његови резултати од интереса за науку и/или привреду. Активности на обради одабране теме подразумевају: а. самостални истраживачки рад, б. развој софтверског/хардверског решења које је резултат примене резултата истраживања у решавању конкретног проблема, с. представљање добијених резултата у писаној и усменој форми. Самостални истраживачки рад се реализује у оквиру предмета Студијски истраживачки рад 1. Развој софтверског решења као резултат примене истраживачких резултата је део предмета Студијски истраживачки рад 2, док су приказ резултата истраживања и развијеног софтверског решења у писаној и усменој форми обухваћени предметом Завршни рад.		
Литература У зависности од одабране теме.		
Број часова активне наставе	Теоријска настава:	Практична настава:
Методе извођења наставе На почетку сваке школске године Веће катедре Института за математику и информатику одређује теме за Завршни рад и објављује: 1. Листу тема Завршних радова на модулу Вештачка интелигенција Теме завршних радова на модулу Вештачка интелигенција се примарно тичу развоја и/или употребе савремених метода Машинског учења, Дубоког учења, Генеративне вештачке интелигенције, и других области Вештачке интелигенције у развоју модела и интелигентних система, а са циљем решавања практичних		



проблема.

2. Листу тема Завршних радова на модулу Рачунарске науке

Теме завршних радова на модулу Рачунарске науке су везане за развој и/или примену савремених метода рачунарских наука, пре свега из области Рачунарства високих перформанси, Рачунарских симулација, Аутоматског резоновања и Примењене математике, а са циљем решавања практичних проблема.

Сваки наставник је обавезан да до почетка летњег семестра текуће школске године предложи до 2-3 теме за Завршни рад. Списак тема са именима ментора мора бити јавно истакнут на огласној табли Института за математику и информатику. Неопходан услов да студент бира тему је да је положио бар два испита на мастер студијама. Уколико се два студента одреде за исту тему, предност има студент који се раније пријавио. Уколико се више студената истог дана одреде за исту тему, предност има студент са највећом просечном оценом. Тему одобрава Веће Катедре и том приликом одређује трочлану комисију за оцену и одбрану мастер рада. Чланови комисије морају бити из реда наставника. Један члан комисије именује се за председника, при чему ментор не може да буде именован за председника. Датум и време јавне одбране рада објављују се на огласној табли Факултета најмање три радна дана пре заказаног термина одбране, а оцена о успеху кандидата на овом испиту саопштава се кандидату одмах по завршеној одбрани, уз одговарајуће образложење.

Прецизне информације о процесу пријаве и одбране завршног рада дате су у Правилнику о мастер академским студијама и Правилником о пријави, изради и одбрани завршног рада на мастер академским студијама информатике Института за математику и информатику.

Оцена знања (максимални број поена 100)

Предиспитне обавезе	50	Завршни испит	50
израда документа завршног рада	40	излагање и одбрана завршног рада	50
израда презентације	10		