Fakultet Organizacionih Nauka

Univerzitet u Beogradu

Master Završni Rad

Elaborat

**Primena grafovskih neuronskih mreža u predikciji kašnjenja u avio-saobraćaju**

Student: Nenad Golubović

Broj indeksa: 2024/3830

Naziv studijskog programa: Softversko Inženjerstvo i Veštačka Inteligencija

Mentor: prof. Dr Zoran Ševarac

Delovodni broj: 04-15 broj 19/357 od 205.08.2025

Sadržaj

[2 Apstrakt 3](#_Toc208347704)

[3 Opis problema i predmet istraživanja 5](#_Toc208347705)

[4 Svrha i ciljevi istraživanja 7](#_Toc208347706)

[5 Pregled relevantne literature 9](#_Toc208347707)

[6 Metode istraživanja 15](#_Toc208347708)

[7 Referentna literatura 18](#_Toc208347709)

# Apstrakt

Ovaj rad istražuje primenu grafovskih neuronskih mreža u rešavanju problema u avio-saobraćaju, sa fokusom na predikciju kašnjenja letova. Grafovske neuronske mreže predstavljaju savremen pristup u veštačkoj inteligenciji koji omogućava modelovanje složenih odnosa u mrežama gde čvorove predstavljaju aerodromi, a veze letove između njih.

Poseban akcenat stavljen je na grafovske konvolutivne mreže (GCN), koje su prilagođene za obradu podataka grafovske strukture. One omogućavaju modelu da uči kako kašnjenja na jednom aerodromu utiču na druge, kao i kako se šire kroz mrežu. Da bi se uzeo u obzir i vremenski aspekt, avio-saobraćaj se modeluje pomoću sekvenci grafova (snapshot-ova) koji predstavljaju stanje mreže u određenim vremenskim intervalima. Na taj način obuhvataju se sezonski i dnevni obrasci, jer se porede podaci sa prethodnog dana i istog dana u prethodnoj nedelji.

Uz vremensku, važna je i prostorna zavisnost – analiziraju se interakcije između susednih aerodroma i povezanih letova. Tako model bolje razume kako se kašnjenja prenose u mreži. Kako bi se održale informacije kroz vremenske sekvence, koristi se rekurentna neuronska mreža, dok mehanizam pažnje omogućava dinamičko prilagođavanje težina veza i preciznije hvatanje prostorno-vremenskih obrazaca, čak i kada se struktura mreže menja usled spoljašnjih faktora poput vremenskih nepogoda ili tehničkih problema.

Na toj osnovi razvijen je MSTAGCN (Multi-Scale Temporal Attention Graph Convolutional Network), algoritam dizajniran da prepoznaje višeskalne obrasce i kompleksne relacije u grafovima. On integriše prostorne i vremenske informacije sa mehanizmom pažnje, omogućavajući preciznije predikcije kašnjenja i unapređenje operativne efikasnosti.

Primena MSTAGCN-a daje uvid u to kako čvorovi i rute utiču jedni na druge, kako se kašnjenja šire kroz mrežu i kako optimizovati raspored letova i resurse. Ovaj pristup ne samo da doprinosi boljem razumevanju dinamike avio-saobraćaja, već pruža osnovu i za druge mrežne sisteme – železnički i urbani transport, logističke lance ili energetske mreže – gde su prostorno-vremenske zavisnosti od ključnog značaja.Ključne reči

MSTAGCN algoritam, Veštačka Inteligencija, Grofovske neuronske mreže

# Opis problema i predmet istraživanja

Saobraćajni sistemi predstavljaju složene mreže za prevoz ljudi, robe i informacija korišćenjem različitih transportnih sredstava i infrastrukturnih resursa. Ovi sistemi obuhvataju širok spektar komponenti, uključujući puteve, železnice, aerodrome, luke, vozila, avione i brodove, kao i digitalne sisteme koji omogućavaju koordinaciju i praćenje saobraćaja u realnom vremenu. Razumevanje, modelovanje i optimizacija ovih sistema od izuzetnog su značaja za ekonomiju, logistiku i svakodnevni život, jer efikasno funkcionisanje transporta direktno utiče na mobilnost ljudi, brzinu isporuke robe, globalnu trgovinu i ukupnu produktivnost. Kompleksnost saobraćajnih sistema ogleda se u njihovoj međuzavisnosti, dinamičnosti i velikom broju faktora koji mogu uticati na operativnu efikasnost, od vremenskih uslova i tehničkih kvarova do ekonomskih i političkih promena. Avio-saobraćaj, kao jedan od najsavremenijih i tehnološki najzahtevnijih vidova saobraćaja, omogućava najkraće vreme transporta putnika i robe između tačke A i tačke B, često na međunarodnom i prekookeanskom nivou. Brzina, fleksibilnost i globalna povezanost koje avio-saobraćaj pruža ne mogu se lako postići drugim vidovima transporta, što ga čini ključnim elementom modernog društva i ekonomije. Zahvaljujući tehnološkim dostignućima u dvadesetom i dvadeset prvom veku, avio-saobraćaj je dostigao visok nivo pouzdanosti, konfora, sigurnosti i bezbednosti. Kompanije su u mogućnosti da obezbede preciznu navigaciju, automatizovano praćenje letova, sofisticirane sisteme održavanja i sigurnosne protokole koji minimiziraju rizik od nesreća i kašnjenja. Uvođenje satelitskih sistema za navigaciju, automatskih sistema za kontrolu leta, sofisticiranih radarskih tehnologija i digitalnog praćenja performansi aviona značajno je unapredilo bezbednost i efikasnost, smanjujući ljudske greške i omogućavajući preciznije planiranje i upravljanje letovima,Međutim, održavanje avio-saobraćaja na najvišem nivou zahteva ogromna finansijska ulaganja. Samo kupovina transportnog sredstva, poput modernog putničkog aviona Airbus A320, košta preko 100 miliona evra, dok redovno godišnje održavanje može da dostigne i 12 miliona evra po avionu. Osim fiksnih troškova, avio-kompanije snose značajne varijabilne troškove, uključujući gorivo, plate osoblja, aerodromske takse, osiguranje i troškove povezane sa logistikom i koordinacijom letova. Relativno mali profit, koji je globalna marža avio-kompanija u 2024. godini iznosila svega 2,7% prema podacima IATA (International Air Transport Association), dodatno povećava ranjivost sistema na nepredviđene situacije. Ovi niski profitni nivoi pokazuju koliko je avio-industrija osetljiva na fluktuacije troškova i prihoda, čineći sektore izuzetno zavisnim od preciznog planiranja i efikasnog upravljanja resursima.

Primera radi, tokom pandemije COVID-19, globalna avio-industrija pretrpela je neto gubitak od rekordnih 126,4 milijarde američkih dolara. Tokom tog perioda, 66% svetske flote vazduhoplova bilo je prizemljeno i nije letelo, što je značajno uticalo na operativnu i finansijsku stabilnost sektora (Kalić M. et al., „Impact of COVID-19 on the Aviation Industry: An Overview of Global and Some Local Effects“, SCIndex 2022). Ovi podaci jasno pokazuju koliko je globalni avio-saobraćaj osetljiv na spoljne faktore i nepredviđene događaje, uključujući pandemije, geopolitičke krize, ekonomske turbulencije i prirodne nepogode. Posledice ovakvih događaja nisu samo finansijske; oni utiču i na logistiku, planiranje ruta, zapošljavanje i globalnu povezanost, što dodatno ističe značaj otpornosti i adaptivnosti u ovom sektoru.

Pored ekonomskih faktora, avio-saobraćaj ima značajan uticaj na životnu sredinu. Vazduhoplovni motori, pri maksimalnom potisku, mogu sagoreti i do jednog kilograma goriva u sekundi, dok najveći avioni, poput Airbus A380, mogu potrošiti preko 200 tona goriva za prekookeanske letove, s obzirom da rezervoar ovog aviona ima kapacitet od 253 tone. Sagorevanjem jednog kilograma goriva u atmosferu se ispušta približno 3,12 kg ugljen-dioksida, što doprinosi globalnom zagrevanju i emisiji stakleničkih gasova. Ovi faktori zahtevaju da se avio-saobraćaj planira i upravlja na način koji minimizira nepotrebnu potrošnju goriva i smanjuje ekološki otisak. Kompanije sve više istražuju alternativna goriva, električne i hibridne pogonske sisteme, kao i optimizaciju ruta i operacija, kako bi smanjile negativan uticaj na životnu sredinu, ali izazovi ostaju značajni s obzirom na globalni rast saobraćaja.

Kako bi se troškovi smanjili i efikasnost povećala, neophodno je koordinisano upravljanje avio-saobraćajem. Jedan od ključnih pokazatelja efikasnog leta predstavlja on-time performance, koji meri procenat aviona koji poleti i sleti u okviru 5 minuta pre planiranog polaska/dolaska i 15 minuta nakon planiranog vremena. Povećanjem on-time performansi smanjuju se kašnjenja, optimizuje vreme koje avion provodi u vazduhu i ostvaruje značajan pozitivan uticaj na troškove kompanija, potrošnju goriva i emisiju CO2. Upravljanje vremenskim rasporedom zahteva precizne algoritme za planiranje, real-time praćenje i koordinaciju između različitih aktera u sistemu, uključujući aerodrome, kontrolu leta, avio-kompanije i putnike.Vazduhoplovna mreža u svetu prema IATA dnevno obuhvata preko 102.000 letova u proseku za 2024. godinu, što čini sistem izrazito kompleksnim grafom sa hiljadama čvorova i miliona veza. Svaki čvor predstavlja aerodrom, dok veze predstavljaju avionske rute između aerodroma. Kompleksnost mreže, dinamičnost podataka i vremenska zavisnost kašnjenja predstavljaju izazov za tradicionalne metode optimizacije i predikcije. Svaka promena u jednoj tački mreže, poput kašnjenja na jednom aerodromu, može izazvati domino efekat kroz čitavu mrežu, što zahteva sofisticirane modele za predviđanje i upravljanje operacijama. Predmet istraživanja u ovom radu predstavlja primena algoritama veštačke inteligencije koji najbolje mogu modelovati kompleksne zavisnosti u mreži avio-saobraćaja. Istraživanje počinje ispitivanjem osnovnih grafovskih neuronskih mreža, rekurentnih neuronskih mreža i mehanizma pažnje, koji omogućavaju integraciju informacija kroz čvorove i vreme. Dalji korak je analiza Relacionih Grafovskih Neuronskih Mreža (RGCN), koje omogućavaju modelovanje višestrukih tipova veza i kompleksnih interakcija u mreži. Ovi pristupi omogućavaju bolje razumevanje ne samo kašnjenja i rutinskih operacija, već i anomalija i nepredviđenih situacija, što dodatno unapređuje sigurnost i efikasnost avio-saobraćaja.Posebna pažnja posvećena je Spatial-Temporal Neural Network (STNN) modelima, koji integrišu prostorne i vremenske zavisnosti u grafovima, omogućavajući predikciju kašnjenja i identifikaciju obrazaca u realnim podacima o letu. Ovi modeli uzimaju u obzir kako geografske, tako i vremenske faktore, omogućavajući preciznije predviđanje i bolju optimizaciju rasporeda. Kao kombinacija svih prethodnih pristupa, MSTAGCN algoritam se koristi za modelovanje višeskalnih vremensko-prostornih obrazaca i složenih relacija unutar grafova. Evaluacija algoritma vrši se na realnim podacima o letovima, uz analizu preciznosti, pouzdanosti i efikasnosti predikcija, čime se demonstrira praktična primena veštačke inteligencije u stvarnim operativnim uslovima. Primena MSTAGCN algoritma na problem predviđanja kašnjenja pruža praktičnu demonstraciju snage grafovskih neuronskih mreža u složenim saobraćajnim sistemima. Rezultati istraživanja doprinose boljem razumevanju predikcionih modela u avio-industriji, omogućavajući optimizaciju operacija, smanjenje troškova i uticaja na životnu sredinu, te pružaju osnovu za dalja unapređenja i primenu u sličnim grafovskim problemima. Ovaj pristup ne samo da unapređuje efikasnost avio-saobraćaja, već i doprinosi održivijem razvoju transportnog sistema, smanjenju emisije gasova sa efektom staklene bašte i povećanju sigurnosti i zadovoljstva putnika.

# Svrha i ciljevi istraživanja

Svrha ovog istraživanja je detaljno ispitati primenu grafovskih neuronskih mreža u rešavanju saobraćajnih problema, sa posebnim naglaskom na primenu savremenih modela mašinskog učenja u modelovanju i predviđanju kompleksnih grafovskih zadataka. Grafovske neuronske mreže predstavljaju naprednu tehniku u oblasti veštačke inteligencije koja omogućava integraciju prostornih i vremenskih zavisnosti unutar mreža čvorova i veza. One su naročito pogodne za analizu saobraćajnih sistema, gde entiteti poput aerodroma, železničkih stanica, autobuskih terminala ili saobraćajnih raskrsnica mogu biti modelovani kao čvorovi, dok rute ili veze između njih predstavljaju grane grafova. Takva reprezentacija omogućava da se složene međuzavisnosti i interakcije unutar sistema pravilno modeluju i analiziraju, što je od ključnog značaja za precizno predviđanje kašnjenja, optimizaciju resursa i efikasnu kontrolu saobraćajnih tokova.

Cilj ovog rada je predstaviti teorijske osnove neuronskih mreža sa fokusom na razvoj naprednih grafovskih neuronskih mreža. Posebna pažnja posvećena je grafovskim konvolucijama, njihovoj strukturi i osobenostima u odnosu na druge tipove neuronskih mreža, uključujući feed-forward i rekurentne mreže. Grafovske konvolucije omogućavaju da informacije sa susednih čvorova budu agregirane i transformisane kroz višeslojne mreže, čime se postiže modelovanje složenih i višeslojnih zavisnosti unutar grafova. Ovaj proces omogućava mrežama da uče kako lokalne promene, poput kašnjenja na jednom aerodromu, mogu uticati na globalne obrasce u mreži. Analiza ovih principa omogućava identifikaciju prednosti i ograničenja grafovskih neuronskih mreža u odnosu na tradicionalne pristupe u mašinskom učenju, uključujući i njihove prednosti u rukovanju nelinearnim zavisnostima, velikim količinama podataka i dinamičkim promenama u mrežama. Dodatni cilj istraživanja je detaljna analiza metoda integracije vremenskih i prostornih zavisnosti u grafovske modele kroz snapshot-ove i interakcije među čvorovima. U kontekstu naše studije slučaja, čvorovi predstavljaju aerodrome, dok veze predstavljaju avionske rute između njih. Snapshot-ovi omogućavaju modeliranje vremenski promenljivih obrazaca kašnjenja, uključujući sezonske, dnevne i čak satne fluktuacije u saobraćaju. Interakcije među čvorovima omogućavaju predikciju zavisnosti između različitih čvorova u mreži, što je posebno značajno u slučaju prekida u saobraćaju, promena vremenskih uslova ili neočekivanih zastoja. Razumevanje ovih procesa omogućava da se mreže obučavaju da precizno predviđaju kašnjenja i identifikuju ključne faktore koji utiču na njih, čime se omogućava proaktivno upravljanje i bolja organizacija resursa u avio-industriji. Cilj je takođe evaluirati efikasnost MSTAGCN algoritma kao savremenog pristupa za modelovanje višeskalnih vremensko-prostornih obrazaca i složenih relacija u grafovima. MSTAGCN kombinuje prednosti grafovskih konvolucija i vremenskih modela, omogućavajući mreži da uči obrasce iz prošlih perioda i predviđa buduće vrednosti sa visokim stepenom tačnosti. Ovaj algoritam omogućava simultano učenje prostornih i vremenskih obrazaca, što je od ključnog značaja za predviđanje kašnjenja letova i optimizaciju rasporeda. Evaluacija algoritma uključuje kvantitativne metrike, poput greške predikcije, preciznosti i tačnosti, kao i kvalitativnu analizu performansi modela u različitim scenarijima, uključujući simulacije neočekivanih kašnjenja, promene u kapacitetu aerodroma i fluktuacije broja putnika. Konačno, cilj istraživanja je ilustrovati praktičnu primenu ovih metoda na realnom problemu predviđanja kašnjenja letova, sa akcentom na validaciju algoritamskog pristupa. Ova primena omogućava demonstraciju prednosti grafovskih neuronskih mreža u realnim uslovima, uključujući sposobnost da se identifikuju ključni čvorovi u mreži koji najviše doprinose kašnjenjima, kao i da se predvide kritične situacije pre nego što nastupe. Rezultati istraživanja doprinose boljem razumevanju primene grafovskih neuronskih mreža u saobraćajnim sistemima i pružaju osnovu za dalja istraživanja i razvoj preciznih i efikasnih modela predikcije. Pored teorijskog doprinosa, istraživanje ima i praktičnu vrednost. Implementacija MSTAGCN modela i drugih grafovskih neuronskih mreža može značajno unaprediti planiranje i operativno upravljanje avio-saobraćajem, smanjiti troškove, povećati pouzdanost i doprineti smanjenju ekološkog otiska kroz optimizaciju ruta i smanjenje nepotrebnog sagorevanja goriva. Kroz integraciju vremenskih i prostornih obrazaca, ovi modeli omogućavaju kompanijama i regulatorima da donose informisane odluke, poboljšavajući ukupnu efikasnost i sigurnost saobraćaja. ve u svemu, svrha i ciljevi istraživanja fokusirani su na detaljno razumevanje i praktičnu primenu grafovskih neuronskih mreža u kompleksnim saobraćajnim sistemima, sa naglaskom na precizno predviđanje, optimizaciju i unapređenje operacija. Ovaj pristup pruža ne samo teorijski okvir, već i konkretne smernice za implementaciju u stvarnim uslovima, otvarajući prostor za buduće inovacije i primenu u drugim domenima sa složenim grafovskim problemima.

# Pregled relevantne literature

Razumevanje ljudskog uma i sposobnosti ljudi da rezonuje i zaključuje predstavljali su pravu misteriju za nauku sve do sredine dvadesetog veka. Pitanja o tome kako mozak procesuira informacije, kako formira obrasce i kako donosi odluke bila su centralna tema u filozofiji, psihologiji i ranim kognitivnim naukama. Prvi ozbiljni pokušaji kvantitativnog i matematičkog razumevanja ljudskog mozga usmereni su na modelovanje neuronskih funkcija.

Godine 1943, Warren McCulloch i Walter Pitts objavljuju rad „A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity“, u kojem su predstavili matematički model nervne ćelije, poznat kao MCP neuron. Na osnovnim pretpostavkama neurofiziologije tada dostupnim, oni uvode formalni logički jezik – predikatsku logiku – kako bi opisali rad neuronskih mreža. Njihova analiza pokazuje da se neuronske mreže mogu tretirati kao logičke mašine, sposobne za izvršavanje osnovnih logičkih operacija. McCulloch i Pitts razvijaju matematičke modele osnovnih bioloških procesa u mozgu, uključujući generisanje akcijskog potencijala i sinaptičku integraciju. Njihove teorije i modeli predstavljaju preteče savremenih neuronskih mreža, jer definišu principe po kojima mreže mogu učiti, prenositi informacije i obrađivati podatke.

Jedan od ključnih radova koje su naveli bio je „Nets Without Circles“, gde su opisane nervne mreže bez povratnih petlji, poznate kao feed-forward mreže, preteče modernih perceptrona. Suprotno od njih, cyclic nets predstavljaju preteče rekurentnih neuronskih mreža (RNN), koje omogućavaju povratne veze i modelovanje sekvencijalnih ili vremenski zavisnih podataka. McCulloch i Pitts takođe objašnjavaju kako MCP neuron prenosi signal, naglašavajući da akcioni potencijal nastaje samo kada zbir pobuđivanja na dovoljnim sinapsama u kratkom vremenskom intervalu prevaziđe prag ekscitacije neurona. Ova ideja je bila ključna jer uvodi koncept nelinearnih pragova i integracije signala u neuronskim mrežama, što će kasnije postati temelj svih složenijih modela.

Četrnaest godina kasnije, 1957. godine, Frank Rosenblatt objavljuje rad „The Perceptron: A Perceiving and Recognizing Automaton“, u kojem uvodi termin Perceptron. Rosenblatt naglašava da sistemi trebaju da uče da prepoznaju sličnosti između obrazaca i da zavise od probabilističkih principa, a ne strogo determinističkih pravila. On definiše koncept pravila za obuku perceptrona, predlažući algoritam koji prilagođava težine ulaza na osnovu iskustva i statističkih merenja velikih populacija elemenata. Krajnji rezultat algoritma je odluka da li će se signal preneti kroz perceptron ili ne, što je u suštini omogućavalo mreži da uči iz primera i prilagođava se novim situacijama.

Sedam godina kasnije, profesor Stanford univerziteta Bernard Widrow i njegov doktorant Tedd Hoff objavljuju rad „An Adaptive ‘Adaline’ Neuron Using Chemical Memistors“. Adaline, odnosno adaptivni neuron, predstavlja poboljšanu verziju perceptrona i uvodi novu dimenziju u definisanje neuronskih mreža. Uz pomoć elementa strujnog kola poznatog kao memistor – otpornik sa memorijom – uspeli su da demonstriraju elektronsku kontrolu pojačanja zajedno sa sposobnošću mreže da „pamti“ prethodna iskustva. Kroz upotrebu memistora, Widrow i Hoff ilustruju ključne koncepte minimalizacije funkcija gubitka, što je omogućilo mrežama da uče kontinuirane vrednosti, a ne samo binarne odluke. Takođe, oni uvode pojam linearne aktivacione funkcije, za razliku od perceptrona Rosenblatta koji je koristio step funkciju. Linearna funkcija omogućava mreži da generiše glatke i diferencijabilne izlaze, što kasnije postaje osnova za razvoj backpropagation algoritma.

Godine 1967, Shun’ichi Amari primenjuje stohastički gradijentni spust za obuku višeslojnih perceptrona sa više slojeva, postavljajući temelje moderne optimizacije u neuronskim mrežama. Njegov petoslojni MLP, sa dva modifikovana sloja, uspeo je da nauči da prepoznaje obrasce i klasifikuje nelinearno razdvojive klase, što je bio prvi značajan dokaz da neuronske mreže mogu savladati probleme koje jednostavni perceptroni ne mogu. U radu „A Theory of Adaptive Pattern Classifiers“ detaljno opisuje kako se mreže mogu trenirati kroz iterativno prilagođavanje težina, minimizujući grešku između predviđenog i stvarnog izlaza.

Ovaj niz istraživanja pokazuje evoluciju neuronskih mreža od jednostavnih MCP neurona do višeslojnih adaptivnih mreža. McCulloch i Pitts postavljaju teorijske temelje i formalizuju logiku neuronskih mreža. Rosenblatt uvodi praktične metode učenja i perceptron, dok Widrow i Hoff dodaju elemente adaptivnosti i memorije kroz Adaline. Amari uvodi metode optimizacije i višeslojnih mreža, čime postavlja osnovu za savremene duboke neuronske mreže.

Kombinacija ovih otkrića stvara putanju razvoja koja dovodi do savremenih neuronskih mreža, uključujući feed-forward, rekurentne i konvolutivne mreže, koje danas pronalaze primenu u obradi slika, prepoznavanju govora, predikciji vremenskih serija i grafovskim problemima. Svaka generacija istraživanja nadovezuje se na prethodnu, integrišući matematičke principe, teorije učenja i fiziološke inspiracije kako bi se stvorili sistemi sposobni za kompleksno učenje i generalizaciju.

Danas, zahvaljujući ovim pionirskim radovima, neuronske mreže mogu modelovati složene funkcije, predvideti obrasce i učiti iz podataka koji su visokodimenzionalni, sekvencijalni ili grafovski strukturirani. Razvoj od MCP neurona, perceptrona i Adaline-a do višeslojnih perceptrona i dubokih mreža pokazuje kako teorijski principi iz sredine dvadesetog veka i dalje oblikuju savremene metode veštačke inteligencije, čineći ih ključnim za modernu nauku i tehnologiju.

Ovi radovi predstavljaju osnovu za današnje neuronske mreže, međutim, u periodu do 1982. godine nije bilo značajnih pomaka u naučnom definisanju neuronskih mreža. Razlog za to leži u generalnim kritikama koje su upućene Adaline i Perceptronu. Smatralo se da ovi modeli nisu dovoljno efikasni jer ne mogu da reše osnovne nelinearne probleme, među kojima je najpoznatiji XOR problem. Ova kritika je posebno naglašena u knjizi „Perceptron“ iz 1969. godine, autora Marvina Minskyja i Seymoura Paperta. U knjizi je detaljno opisano kako perceptroni ne mogu da nauče funkcije koje nisu linearno separabilne, što je predstavljalo veliki izazov za razvoj neuronskih mreža tog vremena.

Period između kasnih 1960-ih i ranih 1980-ih često se naziva „AI zima“, jer su sve veće kritike i ograničenja postojećih modela dovodili do sumnje u praktičnu primenu neuronskih mreža. Pored teorijskih ograničenja, i tehnološki resursi tog vremena bili su ograničeni, što je dodatno usporavalo eksperimentalni i praktični napredak. Istraživači nisu imali dovoljno računarskog kapaciteta za učenje složenijih mreža, a metode učenja bile su još uvek relativno rudimentarne i neefikasne za veće zadatke.

Prekretnica dolazi 1986. godine kada David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton i Ronald J. Williams objavljuju rad pod nazivom „Learning representations by back-propagating errors“. U ovom radu je predstavljena metoda backpropagation, koja je omogućila efikasno učenje višeslojnih neuronskih mreža. Proces učenja zasniva se na prilagođavanju težina konekcija u mreži kako bi se smanjila razlika između predviđenog i stvarnog izlaznog vektora mreže. Na taj način mreža postepeno uči da prepoznaje obrasce i povezuje ulazne podatke sa željenim izlazom.

Gde se navodi da je ukupan ulaz xj u jedinicu j predstavlja linearnu funkciju izlaza yj jedinica koje su povezane sa j i težina ovih veza wji.

Ovaj jednostavan, ali moćan princip omogućio je neuronskim mrežama da rešavaju složenije probleme, uključujući nelinearne zadatke koje raniji perceptroni nisu mogli da savladaju. Primena backpropagation algoritma otvorila je put za razvoj modernih dubokih mreža i postavila temelje za dalji napredak u veštačkoj inteligenciji, od prepoznavanja slika i zvuka do složenih modela za obradu teksta i grafovskih podataka.

1990-ih godina dolazi do prave revolucije u razvoju neuronskih mreža kada su Yann LeCun i njegove kolege predstavili novu arhitekturu neuronske mreže za klasifikaciju ručno pisanih cifara iz slika. Ova arhitektura je omogućila da mašine uče direktno iz sirovih piksela, što je bio veliki korak napred u primeni dubokog učenja na vizuelne podatke. Oni su arhitekturu prvi put opisali 1989. godine u svom radu „Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network“. U ovom radu detaljno je objašnjeno kako je moguće naučiti mašine da prepoznaju brojeve na osnovu ulaznih vrednosti, odnosno piksela slike. Koristili su back-propagation mrežu za rešavanje klasifikacionog problema prepoznavanja ručno pisanih brojeva. Autori su naglasili da je za uspešno prepoznavanje neophodno koristiti normalizovane slike izolovanih brojeva, čime se uklanjaju šumovi i varijacije u veličini i orijentaciji cifara. Model je postizao grešku od samo 1%, što je u to vreme predstavljalo značajan rezultat. Ova arhitektura je zapravo postavila temelje za razvoj konvolutivnih neuronskih mreža (CNN) i revoluciju u primeni dubokog učenja u obradi vizuelnih podataka.

Razvoj rekurentnih neuronskih mreža (RNN) počeo je još 1980-ih godina 20. veka, ali je do značajnijeg napretka došlo početkom 1990-ih. Posebno značajan rad za razvoj RNN-a napisao je naučnik Paul Werbos 1990. godine, u svom radu „Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It“. U ovom radu predstavljen je algoritam za učenje rekurentnih neuronskih mreža, poznat kao Backpropagation Through Time (BPTT). Ovaj algoritam omogućava da mreža uči iz sekvencijalnih podataka tako što propagira greške kroz vreme, što je ključno za probleme gde je kontekst prethodnih stanja važan, kao što su predikcija vremenskih serija, obrada jezika ili analiza sekvenci u genomici.

Sredinom 1990-ih godina istraživači su počeli da primenjuju konvolutivne neuronske mreže i na grafovske probleme, pokušavajući da prenesu tehnike razvijene za slike na strukture podataka koje imaju grafovsku prirodu. U tom periodu, međutim, nije postojala jasna definicija grafovskih problema niti standardizovana notacija grafovskih neuronskih mreža kao posebnog tipa mreža. Grafovski problemi su se proučavali u fragmentisanom obliku, a istraživači su se uglavnom oslanjali na adaptacije tehnika razvijenih za matrice, vektore i druge vrste podataka. Ova adaptacija je bila izazovna jer grafovi imaju složenu strukturu i zavisnosti koje klasične mreže teško mogu da modeluju.

Skoro dve decenije, specifična priroda grafovskih neuronskih mreža nije bila formalizovana u literaturi, što je ograničavalo razvoj i primenu ovih modela u realnim problemima. Ipak, napredak u računarstvu, algoritamskim pristupima i povećanje dostupnosti podataka omogućio je početak sistematičnog razvoja grafovskih neuronskih mreža krajem 2000-ih i početkom 2010-ih. Danas grafovske neuronske mreže omogućavaju efikasno modelovanje složenih struktura poput društvenih mreža, saobraćajnih mreža, molekularnih struktura i drugih sistema gde su veze između entiteta ključne za razumevanje podataka.

Kombinacija konvolutivnih i rekurentnih neuronskih mreža sa novim tehnikama za grafove omogućava preciznu analizu i predikciju u problemima gde tradicionalne metode nisu dovoljno efikasne. Istorijski razvoj, od LeCunovih CNN mreža za vizuelne podatke do Werbosovog BPTT algoritma za sekvence, pa sve do primene neuronskih mreža na grafove, pokazuje kako teorijski i praktični napredak u oblasti veštačke inteligencije vodi ka sve preciznijim i složenijim modelima. Ovaj kontinuitet istraživanja osigurava da moderni modeli mogu da kombinuju različite tipove informacija, integrišu strukturalne i vremenske zavisnosti i primenjuju se u širokom spektru realnih problema.

Prvi put u literaturi model grafovskih neuronskih mreža se spominje tek 19 godina nakon objavljivanja prvih radova o primeni konvolutivnih neuronskih mreža na prepoznavanje slika. Ovaj model je bio ključan jer je omogućio da se koncept grafovskih mreža razvije i formalno predstavi kao zaseban pristup u oblasti mašinskog učenja. U svom radu, Franco Scarselli, Marco Gori, Ah Chung Tsoi, Markus Hagenbuchner i Gabriele Monfardini su 2009. godine objavili rad pod nazivom „Graph Neural Network Model“, u kojem su objasnili osnovne koncepte i termine grafovskih neuronskih mreža. Njihov rad je uključivao detaljna objašnjenja strukture grafova, procesa propagacije informacija između čvorova, kao i metoda učenja težina koje povezuju čvorove i ivice. Ovaj rad je postavio temelj za sve buduće istraživanja u ovoj oblasti i pružio standardizovanu terminologiju koja je prethodno nedostajala.

Obzirom da su grafovske neuronske mreže prvi put formalno definisane tek 2009. godine, u narednim radovima fokus je bio na razvoju osnovnih definicija i koncepta obučavanja. Istraživači su počeli da istražuju različite strategije propagacije informacija unutar grafova, uključujući iterativne metode, rekurentne procese i metode bazirane na težinama čvorova. U narednih deset godina razvoj grafovskih neuronskih mreža bio je izuzetno značajan. Nova istraživanja su obuhvatala različite pristupe, kao što su mehanizmi pažnje (attention mechanisms), relacioni modeli, spektralne metode i primene u različitim domenima poput bioinformatike, socijalnih mreža, kemije i preporučivačkih sistema.Jedan od ključnih doprinosa u ovom periodu je rad iz 2017. godine pod nazivom „Graph Attention Network“ koji je objavio Petar Veličković kao glavnog autora. U ovom radu Veličković i saradnici predstavljaju GAT (Graph Attention Networks) kao mreže koje mogu efikasno da rade na grafovima strukturisanim podacima korišćenjem maskirnih slojeva samopažnje (self-attention). Ovaj pristup omogućava mrežama da rešavaju kompleksne zadatke koji ranije nisu mogli da se reše klasičnim konvolutivnim grafovskim modelima. GAT mreže omogućavaju da čvorovi prate karakteristike svojih suseda, čime se implicitno određuju težine veza bez potrebe za složenim matricnim operacijama.GAT mreže su posebno pogodne za probleme koji zahtevaju spektralnu analizu grafova i mogu se primenjivati kako na induktivne, tako i na transduktivne probleme. Induktivni problemi se odnose na situacije gde model mora da generalizuje na nove čvorove ili grafove koji nisu bili prisutni u trening skupu, dok transduktivni problemi podrazumevaju predikciju u okviru poznatog grafičkog skupa. Prednost ovih mreža je u njihovoj fleksibilnosti i sposobnosti da se adaptiraju različitim tipovima grafova, uključujući one sa promenljivim brojem čvorova i složenim topologijama.Pored toga, razvoj grafovskih neuronskih mreža omogućio je istraživačima da se bave problemima koji se javljaju u realnom svetu, kao što su predikcija interakcija između proteina, analiza socijalnih mreža, optimizacija transportnih mreža, preporučivanje proizvoda i analiza semantičkih mreža. Grafovske neuronske mreže omogućavaju da se informacije efikasno šire kroz čvorove grafova, čime se postižu preciznije predikcije i bolja generalizacija modela.U svom radu, Franco Scarselli i saradnici su detaljno opisali osnovne definicije grafovskih neuronskih mreža, uključujući pojmove čvorova, ivica, funkcija agregacije i propagacije, kao i metode učenja težina. Ovi koncepti su kasnije prošireni kroz primenu mehanizama pažnje, koji omogućavaju dinamičko određivanje značaja susednih čvorova pri ažuriranju reprezentacija. Razvoj GAT modela predstavlja ključni korak u evoluciji grafovskih neuronskih mreža jer omogućava mrežama da budu skalabilnije, fleksibilnije i primenjivije u različitim domenima.U narednom periodu očekuje se dalji razvoj grafovskih neuronskih mreža kroz integraciju sa drugim vrstama neuronskih mreža, unapređenje efikasnosti učenja, primenu u velikim realnim dataset-ovima i istraživanje novih aplikacija u industriji i nauci. Grafovski modeli postaju sve značajniji u obradi složenih podataka i doprinose boljem razumevanju strukturalnih i semantičkih odnosa unutar podataka.

Iste godine, Michael Schlichtkrull i njegovi saradnici su objavili rad pod nazivom „Modeling Relational Data with Graph Convolutional Network“, u kojem detaljno objašnjavaju koncept relacionih grafovskih neuronskih mreža. Ove mreže predstavljaju posebnu vrstu neuronskih mreža koja je optimizovana za rad sa podacima koji imaju složene međusobne veze, poznate i kao relacije. Autori tvrde da se ovakve mreže mogu koristiti za rešavanje dva ključna problema u radu sa relacijskim podacima: predviđanje veza i klasifikaciju čvorova. Predviđanje veza se odnosi na sposobnost mreže da identifikuje nove ili nedostajuće veze između čvorova u grafu, dok klasifikacija čvorova podrazumeva dodeljivanje kategorija ili oznaka pojedinačnim čvorovima na osnovu njihovih karakteristika i konteksta u grafu. Schlichtkrull i saradnici ističu da njihove mreže mogu efikasno da se nose sa multirelacionim podacima, što je od ključnog značaja za realne baze znanja koje sadrže različite tipove veza između entiteta.

Naredne godine, 2019. godine, Dan Busbridge i njegov tim objavili su rad pod nazivom „Relational Graph Attention Network“. U ovom radu po prvi put se uvodi koncept mehanizma pažnje u relacione grafovske neuronske mreže. Mehanizam pažnje omogućava mreži da različitim težinama ocenjuje različite veze ili informacije u grafu, što znači da mreža može fokusirati svoju obradu na one elemente podataka koji su najrelevantniji za određeni zadatak. Ovo predstavlja značajan napredak u poređenju sa prethodnim modelima, koji su tretirali sve veze u grafu jednakovredno, bez razlikovanja njihovog značaja. Iako su prvi rezultati radova na ovu temu bili daleko od savršenih i nisu davali najbolje moguće performanse u svim eksperimentima, oni su postavili važne temelje za dalja istraživanja i razvoj naprednijih modela. Uvođenje mehanizama pažnje u grafovske neuronske mreže otvorilo je nove mogućnosti za efikasnije učenje reprezentacija podataka i bolje razumevanje strukture grafova.

U našem radu koristimo ideju mehanizama pažnje, ali sa fokusom na prostorne grafove, gde ne razlikujemo različite tipove veza između čvorova. To znači da se naš pristup bazira na strukturiranju podataka u vidu grafova i primeni pažnje kako bi mreža mogla da fokusira obradu na ključne čvorove i veze u prostoru. Na ovaj način, naš model kombinuje prednosti grafovskih neuronskih mreža i mehanizama pažnje, dok istovremeno pojednostavljuje rad sa grafovima koji imaju uniformne ili neprofinjene tipove veza. Smatramo da ovakav pristup omogućava efikasnu analizu i predviđanje u složenim strukturama podataka, posebno kada je broj veza između čvorova velik i kada je potrebno izbeći nepotrebno računsko opterećenje.

Sve u svemu, radovi Schlichtkrulla, Busbridgea i drugih istraživača postavili su temelje moderne teorije i primene relacijskih grafovskih neuronskih mreža. Njihova istraživanja pokazuju da ovakve mreže imaju ogroman potencijal u različitim oblastima, uključujući analizu društvenih mreža, biomedicinske podatke, preporučivačke sisteme i baze znanja. Primena mehanizama pažnje dodatno povećava fleksibilnost modela i omogućava preciznije rezultate, dok istovremeno smanjuje rizik od preopterećenja nepotrebnim informacijama. Naš rad se nadovezuje na ove principe i istražuje nove načine primene pažnje u prostornim grafovima, čime doprinosimo razumevanju i unapređenju relacijskih grafovskih mreža u praktičnim aplikacijama.

Obzirom da saobraćaj predstavlja složen grafovski problem, njegovo modelovanje i optimizacija predstavljaju značajan izazov u mnogim oblastima, uključujući transport, logistiku i avio industriju. Još u ranijim radovima, saobraćajni problemi rešavali su se uz pomoć teorije grafova, koja omogućava strukturiranje podataka u čvorove i veze, čime se olakšava analiza mreža sa složenim međusobnim interakcijama. Godine 1930, Karl Menger i Hassler Whitney dokumentuju rešavanje problema Trgovačkog Putnika, koji predstavlja klasični saobraćajni problem i koji se može rešiti primenom teorije grafova. Ovaj problem je osnova za razumevanje optimizacije ruta u različitim mrežama i pokazuje kako teorijski pristupi mogu imati praktičnu primenu.

Narednih godina, 1962. matematičar Kuan Mei-Ko uspeva da postavi teoriju problema Kineskog Poštara, koji se takođe oslanja na generalni problem pronalaženja najkraće rute kroz grafove. Ovaj problem se koristi za modelovanje stvarnih saobraćajnih mreža, gde se cilj sastoji u pronalaženju optimalnog puta koji prolazi kroz sve potrebne tačke jednom, minimalizujući ukupnu udaljenost ili vreme. Koncepti Trgovačkog Putnika i Kineskog Poštara postavili su temelje za razumevanje kompleksnih saobraćajnih mreža i za razvoj algoritama koji mogu efikasno da rešavaju ovakve probleme.

Obzirom da aerodrome u avio mreži možemo smatrati kao čvorove, a rute između njih kao veze, avio mrežu je moguće predstaviti kao graf. Ovakvo modelovanje omogućava primenu grafovskih algoritama za analizu i optimizaciju avionskog saobraćaja, uključujući predviđanje kašnjenja, planiranje ruta i upravljanje saobraćajnim opterećenjem. Razvoj grafovskih neuronskih mreža predstavlja pravu revoluciju u rešavanju saobraćajnih problema, jer omogućava modelovanje složenih zavisnosti u mrežama koje klasični algoritmi teško mogu da obuhvate.

Tokom skorije istorije, mašinsko učenje i neuronske mreže su bile korišćene za rešavanje problema predikcije kašnjenja, ali nisu dostizale nivo performansi koji grafovske neuronske mreže mogu da pruže. Na primer, u svom radu Yuamin Tang 2021. godine pokušao je da reši klasifikacioni problem kašnjenja letova, odnosno da predvidi da li let kasni duže od 15 minuta. Tang je koristio osnovne modele poput Logističke regresije, KNN i SVM, međutim, najbolje rezultate je postigao korišćenjem Decision Tree modela. Ovi rezultati ukazuju na to da klasični modeli mašinskog učenja mogu da postignu solidnu tačnost, ali se njihova primena ograničava kada je u pitanju složena predikcija sa mnogo međusobno povezanih faktora.

Ja sam u svom radu na konferenciji Sym-op-is 2022. godine objavio rad pod nazivom „Prediction of Flight Delays on Arrival Using Machine Learning“, koji se bavi rešavanjem istog problema na sličan način. Na test uzorku, najbolji model koji se pokazao bio je model Nasumične šume sa 95% tačnosti. Ipak, ovi modeli nisu naročito efikasni za rešavanje regresionih problema, kao što je predviđanje koliko minuta let kasni. Ovde dolazi prednost grafovskih neuronskih mreža, koje omogućavaju integraciju vremenskih i prostorno-relacionih podataka, čime se postiže značajno preciznija predikcija.

Tako, u svom radu „A Deep Learning Approach for Flight Delay Prediction through Time-Evolving Graph“, Kaiquan Cai i kolege objašnjavaju 2019. godine da, uz pomoć MSTAGCN algoritma, uspevaju predvideti kašnjenje leta sa greškom od samo šest minuta. U poređenju sa modelima klasičnog mašinskog učenja, koji u proseku greše oko 12 minuta, MSTAGCN koristi samo prosečno kašnjenje mreže i prosečno kašnjenje u prethodnim periodima, dok modeli mašinskog učenja uzimaju mnogo veći broj ulaznih parametara. Ovakav pristup pokazuje prednost grafovskih neuronskih mreža u radu sa kompleksnim saobraćajnim mrežama i u modelovanju vremenski zavisnih interakcija.

Osnova za ovaj rad postavljena je u prethodnim istraživanjima koja su uspela da opišu rešavanje složenih zadataka, poput prepoznavanja pokreta. Na primer, u radu „Spatial Temporal Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition“, Sijie Yan, 2018. godine, opisuje se način rešavanja problema prepoznavanja pokreta uz pomoć ST-GCN algoritma. Slična istraživanja, kao što je rad Lei Shi i kolega 2019. godine „Two-Stream Adaptive Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition“, pokazuju kako sofisticiranije arhitekture grafovskih mreža mogu postići bolje performanse, sa povećanjem preciznosti od 8% po x osi i 6% po z osi u poređenju sa prethodnim modelom. Kada se ove performanse uporede sa arhitekturama heurističkih rekurentnih neuronskih mreža, grafovske mreže pokazuju prednost od čak 48% po x i z osi. Ovi rezultati jasno pokazuju superiornost grafovskih neuronskih mreža u rešavanju grafovskih problema.

Primena ovih principa na saobraćajne mreže, posebno u avio industriji, omogućava preciznije predikcije kašnjenja, optimizaciju ruta i bolje planiranje resursa. Kombinovanjem vremenskih i prostorno-relacionih informacija u jedinstven model, grafovske neuronske mreže omogućavaju visok nivo tačnosti i fleksibilnosti u analizi složenih mreža. Buduća istraživanja će dodatno unaprediti ove modele, uključujući integraciju dodatnih faktora kao što su vremenski uslovi, operativni parametri i dinamičke promene u mreži.

Ovaj rad predstavlja nastavak savremenog trenda u kojem grafovske neuronske mreže sve više transformišu način rešavanja složenih problema u saobraćajnim mrežama i sistemima transporta. Pokazuje se da pažljivo osmišljena kombinacija teorije grafova i metoda dubokog učenja može da pruži rezultate i rešenja koja klasičnim pristupima, tradicionalnim algoritmima i metodama analize jednostavno nisu dostupna ili dostižna u realnim uslovima. Takva sinergija teorijskih osnova, algoritamskog razvoja i praktične primene otvara sasvim nove mogućnosti za unapređenje funkcionisanja transportnih sistema i za značajno povećanje efikasnosti u organizaciji saobraćaja u budućnosti. Grafovske neuronske mreže, uz podršku mehanizama pažnje i naprednih arhitektura, omogućavaju modelovanje složenih zavisnosti u mrežama, što doprinosi boljem razumevanju dinamike saobraćaja, preciznijoj analizi podataka i donošenju kvalitetnijih odluka. Na taj način, one se nameću kao ključna tehnologija za buduća istraživanja i praktične implementacije u domenu saobraćaja.

# Metode istraživanja

U istraživanju je primenjen eksperimentalni metod zasnovan na dosadašnjem znanju iz neuronskih mreža sa posebnim naglaskom na grafovske neuronske mreže i njihove napredne varijante. Istraživanje je obuhvatilo sledeće korake:

1. Prikupljanje i primena podataka – korišćeni su javno dostupni podaci Biroa za Statistiku Transporta Sjedinjenih Američkih Država. Ovi podaci uključuju informacije o letovima, kašnjenjima, kapacitetu aerodroma, vremenskim uslovima i drugim relevantnim faktorima, što omogućava sveobuhvatnu analizu saobraćajnih obrazaca. Prikupljeni podaci su prethodno očišćeni od nepotpunih i netačnih zapisa kako bi se obezbedila preciznost modela.
2. Analiziranje podataka i određivanje pristupa – sprovedena je detaljna analiza podataka radi identifikovanja ključnih parametara i potencijalnih problema u mreži. Na osnovu ovih analiza definisan je problem i predložen metod za njegovo rešavanje, sa posebnim akcentom na prostorno-vremenske zavisnosti u avio-saobraćaju.
3. Vizualizacija podataka – kreirani su grafički prikazi podataka kako bi se intuitivnije sagledali obrasci kašnjenja, povezanosti između aerodroma i kritični čvorovi u mreži. Vizualizacije pomažu u identifikovanju uzoraka koji bi mogli uticati na preciznost predikcije i optimizaciju mreže.
4. Modelovanje i priprema podataka – podaci su transformisani u format pogodan za analizu u neuronskim mrežama, uključujući normalizaciju, kategorizaciju i kreiranje sekvenci za sekvencijalne modele.
5. Formiranje grafovske mreže – avio-saobraćaj je modelovan kao graf, pri čemu su aerodromi definisani kao čvorovi, a veze između njih predstavljaju letove. Ovaj pristup omogućava modeliranje kompleksnih interakcija i predikciju ponašanja mreže u realnim uslovima.
6. Modelovanje prostornih i vremenskih zavisnosti – prostorne zavisnosti analizirane su kroz interakcije među susednim čvorovima, dok su vremenske zavisnosti obrađene kroz sekvencijalne snapshot-ove pomoću rekurentnih neuronskih mreža, čime je omogućeno precizno hvatanje promena u toku dana ili tokom sezona.
7. Primena mehanizma pažnje (Attention mechanism) – implementiran je da bi se efikasno identifikovale i težinski vrednovale relevantne veze u mreži, posebno u situacijama kada dolazi do neočekivanih zastoja ili promena u rasporedu letova.
8. Implementacija MSTAGCN algoritma – korišćen kao centralni metod zbog sposobnosti da hvata višeskalne vremenske obrasce i složene relacije u grafovima, što omogućava predikciju kašnjenja i optimizaciju operacija aerodroma.
9. Evaluacija modela – performanse razvijenih modela testirane su na realnim podacima. Tačnost predikcije procenjena je pomoću standardnih metrika, uključujući MAE (Mean Absolute Error) i MSE (Mean Square Error), što omogućava objektivno poređenje sa drugim pristupima. Evaluacija je obuhvatila i analizu robusnosti modela u različitim scenarijima, uključujući promene u saobraćaju, neočekivane poremećaje i sezonske fluktuacije.

Ovaj pristup omogućava da se MSTAGCN algoritam primeni kao praktičan alat za unapređenje avio-saobraćaja, optimizaciju rasporeda i smanjenje uticaja kašnjenja na ekonomiju i korisnike, dok istovremeno doprinosi razumevanju kompleksnih mrežnih obrazaca u vazdušnom saobraćaju.

# Okvirni sadržaj završnog rada

1. Sadržaj
2. Spisak slika
3. Spisak tabela
4. Uvod
5. Neuronske mreže
6. Pojam veštačke inteligencije
7. Osnovni koncepti mašinskog učenja
8. Kratka istorija neuronskih mreža
9. Definicija neuronske mreže
10. Duboke neuronske mreže
11. Konvolutivne neuronske mreže
12. Rekurentne neuronske mreže
13. Grafovske neuronske mreže
14. Napredne i duboke neuronske mreže
    1. Mehanizam pažnje (*Attention Mecnahnism)*
    2. Relacione grafovske konvolutivne neuronske mreže
    3. Prostorno-Vremenske grafovske neuronske mreže
    4. Višeskalne prostorno vremenske grafovske neuronske mreže
    5. MSTAGCN algoritam
15. Definisanje problema kašnjenja u avio-saobraćaju
    1. Prikaz mreže avio saobraćaja na teritoriji Sjedinjenih Američkih Država kao grafa
    2. Vizualizacija podataka o kašnjenjima
    3. Prediktivne analize korišćenjem osnovnih modela mašinskog učenja.
16. MSTAGCN algoritam
    1. Prostorna zavisnost mreže i njen uticaj na prediktivne sposobnosti MSTAGCN algoritma
    2. Vremenska zavisnost mreže i njen uticaj na prediktivne sposobnosti MSTAGCN algoritma
    3. Mehanizam pažnje i njegov uticaj na prediktivne sposobnosti MSTAGCN algoritma
    4. Uticaj vremenske sekvence na prediktivne sposobnosti MSTAGCN algoritma
    5. Formiranje modela baziranom na MSTAGCN algoritmu
    6. Evaluacija modela
17. Zaključak
18. Reference
19. Prilog

Nakon uvodnih poglavlja, koja obuhvataju sadržaj rada, detaljan spisak slika i tabela, uvodni deo rada će ukratko, ali ipak dovoljno jasno i sveobuhvatno, predstaviti osnovne definicije koje su neposredno vezane za pojam veštačke inteligencije, kao i za neuronske mreže. U uvodnom delu biće dat i kratak, ali istovremeno celovit i razumljiv opis celokupnog rada, sa posebnim naglaskom na najznačajnije teme, ključne pravce istraživanja i metodološki okvir koji je neophodan za potpuno razumevanje daljih poglavlja. Poseban akcenat biće stavljen na značaj veštačke inteligencije kao sve važnijeg polja istraživanja i njen sve veći, stalno rastući uticaj u modernoj industriji, savremenoj ekonomiji i širem društvu.

Nakon uvoda, rad će se detaljnije fokusirati na sam pojam veštačke inteligencije i njenu preciznu podelu na različite oblasti i poddiscipline. Biće objašnjeno šta sve ovaj termin obuhvata, uključujući klasične metode simboličkog zaključivanja, kao i savremene pristupe zasnovane na učenju iz podataka i statističkim metodama. Posebno će biti istaknuta i naglašena razlika između teorijskih aspekata i praktičnih primena, kako bi se čitaocu jasno prikazalo na koji način se fundamentalne ideje i osnovni koncepti primenjuju u stvarnim, realnim sistemima i konkretnim aplikacijama.

Dalje, poseban fokus biće usmeren na oblast mašinskog učenja, uključujući osnovne definicije, važne termine, ključne koncepte i najosnovnije algoritme koji čine temelj savremenih metoda. Posebna pažnja biće posvećena neuronskim mrežama, uključujući njihov istorijski razvoj i evoluciju – od prvih perceptrona i ranih ideja do savremenih dubokih mreža i naprednih modela. Biće istaknuta značajna dostignuća i radovi istraživača koji su oblikovali razvoj ove oblasti, pružajući hronološki pregled i razumevanje kontinuiteta u istraživanju, što omogućava sagledavanje dugoročnog značaja i pravca kretanja čitave discipline.

U nastavku rada detaljnije će se opisati same neuronske mreže, počev od Perceptron i Adaline arhitektura, uz jasno objašnjenje osnovnih pojmova i termina, kao što su algoritam Back-Propagation, metoda gradijentnog spusta, pojam bias-a i parametar brzine učenja. Nakon toga, rad će se detaljno fokusirati na složenije i naprednije arhitekture dubokih mreža, uključujući Konvolutivne (CNN), Rekurentne (RNN) i Grafovske (GCN) neuronske mreže, uz objašnjenje njihove primene, teorijskih osnova i matematičkih temelja. CNN se prvenstveno koristi za prostorne podatke, kao što su slike, fotografije i video materijali, RNN za sekvencijalne i vremenske podatke, dok GCN i njene varijante, poput R-GCN arhitektura, omogućavaju efikasan rad sa grafovskom strukturom podataka i složenim mrežnim relacijama.

Posebna pažnja biće posvećena i mehanizmu pažnje, transformatorima i prostorno-vremenskim grafovskim neuronskim mrežama (ST-GNN), uključujući i višeskalne ST-GCN mreže (MST-GCN), koje integrišu i povezuju prostorne i vremenske informacije u jedinstven sistem. MSTAGCN algoritam biće detaljno objašnjen, uključujući primere njegove praktične primene na kineskim aerodromima, kao i studiju slučaja u Sjedinjenim Američkim Državama, gde će biti prikazana analiza kašnjenja letova, vizuelizacija složene prostorne zavisnosti i evaluacija performansi samog algoritma.

Zaključno, rad će prikazati i naglasiti značaj grafovskih neuronskih mreža u rešavanju složenih saobraćajnih problema, sa posebnim naglaskom na integraciju prostorne i vremenske zavisnosti, važnu ulogu mehanizma pažnje i praktičnu, stvarnu primenu u realnim mrežama i situacijama. Na kraju rada, dodaci i reference pružiće solidnu osnovu i dobar temelj za dalje istraživanje, dok će se u završnom delu ukazati na važnost nastavka proučavanja ove oblasti i njenog budućeg razvoja.

# Referentna literatura

[1] W. McCulloch,W. Pitts,1943. „*A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*“ *Bulletin of Mathematical Biophysics* **5**, 115–133 (1943).

[2] F. Rosenblatt, 1957., „*The Perceptron APerceiving and Recongizing Automaton*“ , Cornell Aeronautical Laboratory Hannover

[3] B. Widrow, T. Hoff, 1960 *„An Adaptive „Adaline“ Neuron Using Chemical „Memistors““,* Stanford Electronics Laboratories, Technical Report 1553-2

[4] S. Amiri, 1967 „A Theory of Adaptive Pattern Classifiers“ , IEEE Transactions on Electronic Computers, Volume: EC-16 , Issue: 3

[5] D. Rumelhart, G. Hinton i R. Wiliams, 1986 „*Learning representations by back-propagating errors“, Nature 323, 533–536 (1986)*

[6]Y. LeCun,1989. „*Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network*“, Advances in neural information processing systems 2

[7]Werbos, P. J.m 2002. „*Backpropagation through time: what it does and how to do it*”. *Proceedings of the IEEE*, *78*(10), 1550-1560.

[8] Scarselli, F., Gori, M., Tsoi, A. C., Hagenbuchner, M., & Monfardini, G., 2008,. „*The graph neural network model*”. *IEEE transactions on neural networks*, *20*(1), 61-80.

[9] Veličković, P., Cucurull, G., Casanova, A., Romero, A., Lio, P., & Bengio, Y., 2017. „*Graph attention networks*”. *arXiv preprint arXiv:1710.10903*.

[10] Schlichtkrull, M., Kipf, T. N., Bloem, P., Van Den Berg, R., Titov, I., & Welling, M. ,2018. „*Modeling relational data with graph convolutional networks*”. In *European semantic web conference* (pp. 593-607). Cham: Springer International Publishing.

[11] Busbridge, D., Sherburn, D., Cavallo, P., & Hammerla, N. Y.,2019. „*Relational graph attention networks*“ . *arXiv preprint arXiv:1904.05811*.

[12] Tang, Y. ,2021., „*Airline flight delay prediction using machine learning models. In*“ *Proceedings of the 2021 5th International Conference on E-Business and Internet* (pp. 151-154).

[13] N.Golubović, S.Janković, A.Uzelac, S.Mladenović, 2022 „*Prediction of Flight Delays on Arrival Using Machine Learning*“, Zbornik radova, Sym-op-is

[14] Cai, K., Li, Y., Fang, Y. P., & Zhu, Y. ,2021., „*A deep learning approach for flight delay prediction through time-evolving graphs”* *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, *23*(8), 11397-11407.

[15] Yan, S., Xiong, Y., & Lin, D. ,2018. „*Spatial temporal graph convolutional networks for skeleton-based action recognition”,* In *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence* (Vol. 32, No. 1).

[16] Shi, L., Zhang, Y., Cheng, J., & Lu, H.,2019 „*Two-stream adaptive graph convolutional networks for skeleton-based action recognition*”. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 12026-12035).