

Koordinirano upravljanje mrežom raskrižja sa semaforima primjenom umjetne inteligencije

Miloš, Josip

Master's thesis / Diplomski rad

2022

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Transport and Traffic Sciences / Sveučilište u Zagrebu, Fakultet prometnih znanosti**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:119:127983>

Rights / Prava: [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-07-19**



Repository / Repozitorij:

[Faculty of Transport and Traffic Sciences -
Institutional Repository](#)



**SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET PROMETNIH ZNANOSTI**

Josip Miloš

**KOORDINIRANO UPRAVLJANJE MREŽOM RASKRIŽJA SA
SEMAFORIMA PRIMJENOM UMJETNE INTELIGENCIJE**

DIPLOMSKI RAD

Zagreb, 2022.

Zagreb, 29. travnja 2022.

Zavod: Zavod za inteligentne transportne sustave
Predmet: Umjetna inteligencija

DIPLOMSKI ZADATAK br. 6698


Pristupnik: Josip Miloš (0135251609)
Studij: Inteligentni transportni sustavi i logistika
Smjer: Inteligentni transportni Sustavi

Zadatak: Koordinirano upravljanje mrežom raskrižja sa semaforima primjenom
 umjetne inteligencije

Opis zadatka:

Razvojem gradskih središta i sve većeg rasta prijevozne potražnje javljaju se problemi čestih zagušenja i smanjenja razine uslužnosti postojeće prometne mreže. Kako bi se postigla bolja uslužnost moguće je primijeniti metode umjetne inteligencije u svrhu poboljšanja upravljanja raskrižjima sa semaforima ovisno o trenutnoj prijevoznoj potražnji. Posebno u slučaju mreža raskrižja sa semaforima. U radu je potrebno prikazati i objasniti razvijene sustave upravljanja raskrižjima sa semaforima s naglaskom na primjenu umjetne inteligencije. Također je potrebno izraditi simulacijsko okruženje primjenom simulacijskog alata PTV Vissim i programskog jezika C# radi implementacije odabranog koordiniranog pristupa upravljanja kao i napraviti njegovo testiranje.

Mentor:



izv. prof. dr. sc. Edouard Ivanjko

Predsjednik povjerenstva za
diplomski ispit:

Sveučilište u Zagrebu
Fakultet prometnih znanosti

DIPLOMSKI RAD

**KOORDINIRANO UPRAVLJANJE MREŽOM RASKRIŽJA SA
SEMAFORIMA PRIMJENOM UMJETNE INTELIGENCIJE**

**Coordinated Traffic Signal Control of Signalized Intersection
Network Using Artificial Intelligence**

Mentor: izv. prof. dr. sc. Edouard Ivanjko

Student: Josip Miloš
JMBAG: 0135251609

Zagreb, rujan 2022.

Zahvale

Zahvaljujem se svojem mentoru izv. prof. dr. sc. Edouardu Ivanjku na strpljenju, razumijevanju i pomoći tijekom pisanja ovog rada. Zahvaljujem se asistentu Mladenu Miletiću mag. ing. traff. za pomoć pri izradi simulacije i implementacije algoritma upravljanja. Također se zahvaljujem svojoj obitelji, djevojci i prijateljima za potporu tijekom mojeg studiranja.

Sažetak

Naslov: Koordinirano upravljanje mrežom raskrižja sa semaforima primjenom umjetne inteligencije

Razvojem industrije transporta i svakodnevnim povećanjem broja vozila javlja se sve veći problem zagušenja u gradovima. Nastala zagušenja karakterizirana su malim brzinama i velikom gustoćom prometnog toka što značajno utječe na smanjenje razine uslužnosti (*engl. Level of Service - LoS*). Kako bi se smanjio utjecaj zagušenja prometnog toka razvijeni su različiti sustavi upravljanja iz domene inteligentnih transportnih sustava (*engl. Intelligent Transport Systems - ITS*). Najčešće korišteni sustavi upravljanja raskrižjima sa semaforima u gradovima zasnivaju se na implementaciji ustaljenih (*engl. Fixed-Time*) ili prometno ovisnih (*engl. Traffic Actuated*) sustava upravljanja. Napredniji sustavi upravljanja zasnivaju se na adaptivnom upravljanju (*engl. Adaptive Traffic Control Systems - ATCS*). Tako današnji ATCS sustavi primjenjuju napredne tehnologije umjetne inteligencije (*engl. Artificial Intelligence*) za rješavanje problema zagušenja na raskrižjima sa semaforima. Unutar ovog rada uspješno je implementiran upravljački algoritam zasnovan na umjetnoj inteligenciji primjermom PTV Vissim simulacijskog alata i objektno orijentiranog programskog jezika C#. Implementirani algoritam upravljanja koristi genetski algoritam (*engl. Genetic Algorithm*) i umjetne neuronske mreže (*engl. Artificial Neural Networks*). Analizom dobivenih rezultata postignuto je znatno poboljšanje ukupnog vremena putovanja (*engl. Total Travel Time*), kašnjenja (*engl. Delay*) i broja stajanja (*engl. Number of stops*). Također je prikazano da se primjenom tehnologija umjetne inteligencije značajno može poboljšati upravljanje mrežom raskrižja sa semaforima.

Ključne riječi: Inteligentni transportni sustavi, mreža raskrižja sa semaforima, signalni plan, neuronske mreže, genetski algoritam.

Abstract

Title: Coordinated Traffic Signal Control of Signalized Intersection Network Using Artificial Intelligence

With the development of the transport industry and the daily increase in the number of vehicles, there is an increasing problem of congestion in cities. The resulting congestion is characterized by low speeds and high traffic flow density, which significantly reduces the Level of Service. To reduce the effects of traffic congestion, various traffic control systems from the domain of Intelligent Transport Systems have been developed. The most commonly used control systems for intersections with traffic lights in cities are based on the implementation of fixed-time or traffic-actuated control systems. More advanced control systems are based on Adaptive Traffic Control Systems (ATCS). Thus, today's ATCS apply advanced technologies of Artificial Intelligence to solve the problem of congestion at intersections with traffic lights. In this thesis, a control algorithm based on Artificial Intelligence, with the use of the PTV Vissim simulation tool and objective-oriented programming language *C#*, was successfully implemented. The traffic control algorithm uses the Genetic Algorithm and Artificial Neural Networks to achieve traffic control. The analysis of the obtained results showed a significant reduction in Total Travel Time, delay, and the number of vehicle stops. It was also shown that the traffic control of a network of signalized intersections can be significantly improved by applying Artificial Intelligence based technology.

Keywords: Intelligent Transport Systems, Signalized Intersection Network, Traffic Signal Program, Neural Networks, Genetic Algorithm

Sadržaj

1. Uvod	1
2. Sustavi upravljanja raskrižjima sa semaforima	3
2.1. Inteligentni transportni sustavi	4
2.2. Upravljanje raskrižjima sa semaforima	5
2.2.1. Ustaljeni sustavi upravljanja	6
2.2.2. Prometno ovisni sustavi upravljanja	7
2.2.3. Adaptivni sustavi upravljanja	7
3. Primjena umjetne inteligencije u upravljanju raskrižjima sa semaforima	10
3.1. Umjetna inteligencija	10
3.2. Primijenjene tehnologije umjetne inteligencije	13
3.2.1. Umjetne neuronske mreže	13
3.2.2. Genetski algoritam	17
3.3. Upravljanje raskrižjima sa semaforima primjenom primjenom umjetne inteligencije	20
4. Simulacijsko okruženje	22
4.1. Mikroskopski simulator PTV Vissim	22
4.2. Simulacijski parametri i prometni model	23
4.3. Prijevozna potražnja	27
5. Implementacija koordiniranog upravljanja raskrižja sa semaforima	30
6. Analiza simulacijskih rezultata	36
6.1. Analiza prometnih pokazatelja	36
6.2. Diskusija o dobivenim rezultatima	43
7. Zaključak	44
Popis literature	46
Popis ilustracija	51
Popis tablica	52
Popis grafikona	53

1. Uvod

Razvojem industrije transporta i svakodnevnim povećanjem broja vozila javlja se sve veći problem zagušenja u gradovima. Nastala zagušenja karakterizirana su malim brzinama i velikom gustoćom prometnog toka što značajno utječe na smanjenje razine uslužnosti (*engl. Level of Service - LoS*). Sukladno nastalim problemima javljaju se različiti pristupi rješavanju istih. Jedan od pristupa, koji većina zemalja primjenjuje, zasniva se na povećanju kapaciteta renoviranjem ili proširenjem postojeće prometne infrastrukture. Međutim promotri li se ovakav pristup, može se zaključiti kako dugoročno nije održiv. Većina gradova ograničena je potrebnim prostorom za proširenje postojeće prometne infrastrukture i financijskim sredstvima. Uz nedostatak prostora i financijskih sredstava te sve većom neravnotežom između prijevozne ponude i potražnje počinju se razvijati novi pristupi rješavanja zagušenja iz domene inteligentnih transportnih sustava (*engl. Intelligent Transport Systems - ITS*).

Koordinirano upravljanje mrežom raskrižja sa semaforima predstavlja složen problem koji uključuje različite parametre (broj motoriziranog i ne motoriziranog prometa, lokaciju, doba dana itd.). Najčešće korišteni sustavi upravljanja raskrižjima sa semaforima u gradovima su ustaljeni (*engl. Fixed-Time*) ili prometno ovisni (*engl. Traffic Actuated*) sustavi upravljanja. Ustaljeni sustavi upravljanja koriste unaprijed definirane parametre signalnog plana neovisno o trenutnoj prijevoznoj potražnji. U odnosu na ustaljenje sustave, prometno ovisni sustavi aktivno mijenjaju signalni plan ovisno o trenutnoj prijevoznoj potražnji na odabranim privozima te svojim značajkama omogućuju povećanje propusnosti raskrižja. Napredniji sustavi upravljanja zasnivaju se na adaptivnom upravljanju (*engl. Adaptive Traffic Control Systems - ATCS*). Današnji ATCS sustavi primjenjuju napredne tehnologije umjetne inteligencije (*engl. Artificial Intelligence*) poput neizrazite logike (*engl. Fuzzy Logic*), evolucijskih algoritama (*engl. Evolution Algorithms*), ojačanog učenja (*engl. Reinforcement Learning*), višeagentnih sustava (*engl. Multi-Agent Systems*) i algoritama dubokog učenja (*engl. Deep Learning Algorithms*) za rješavanje problema zagušenja na raskrižjima sa semaforima. Umjetna inteligencija predstavlja multidisciplinarno područje čija je svrha automatizacija aktivnosti koje trenutno zahtijevaju prisutnost ljudske inteligencije.

Cilj ovog diplomskog rada je implementacija upravljačkog algoritma za koordinirano uprav-

ljanje raskrižjima sa semaforima zasnovanog na umjetnoj inteligenciji primjermom PTV Vissim mikroskopskog simulacijskog alata. Upravljački algoritam primjenjuje genetski algoritam (*engl. Genetic Algorithm*) i umjetne neuronske mreže (*engl. Artificial Neural Networks*) u svrhu postizanja upravljanja. Genetski algoritam predstavlja jedan od najstarijih i najpoznatijih evolucijskih algoritama namijenjen optimizaciji procesa koji se sastoji od inicijalne populacije. Svaki od kromosoma unutar inicijalne populacije predstavlja jedno od rješenja. Umjetne neuronske mreže predstavljaju mreže jednostavnih čvorova za obradu signala koje omogućuju oponašanje ljudskog mozga, a glavne dijelove mreže čine umjetni neuroni (*engl. Artificial Neuron*) i težine (*engl. Weights*). Umjetni neuroni predstavljaju umjetnu presliku biološkog neurona te obrađuju podatke i donose odluke. Prije same implementacije i testiranja sustava upravljanja raskrižjima razvijenog u sklopu ovog diplomskog rada očekivala su se poboljšanja ukupnog vremena putovanja (*engl. Total Travel Time*), kašnjenja (*engl. Delay*) i broja stajanja vozila (*engl. Number of Stops*).

Rad je podijeljen u šest poglavlja. Nakon prvog uvodnog poglavlja, drugo poglavlje prikazuje i opisuje osnovne pojmove vezane uz upravljanje raskrižjima sa semaforima, također prikazuje i opisuje razvijene sustave upravljanja. U trećem poglavlju opisani su i prikazani pojmovi usko vezani uz umjetnu inteligenciju te su prikazane i opisane primijenjene tehnologije umjetne inteligencije. Četvrtim poglavljem prikazan je detaljan opis simulacijskog okruženja, modela mreže raskrižja sa semaforima, scenarija prijevozne potražnje te način prikupljanja i obrade simulacijskih rezultata. U petom poglavlju prikazan je i objašnjen implementirani sustav upravljanja. Šestim poglavljem prikazani su rezultati simulacijskog testiranja modela gradske mreže raskrižja sa semaforima primjenom razvijenog sustava upravljanja. Na kraju ovog rada, na osnovu obrađenih podataka doneseni su zaključci i smjernice za nastavak rada.

2. Sustavi upravljanja raskrižjima sa semaforima

Upravljanje raskrižjima sa semaforima predstavlja složen problem, kako bi se lakše prikazala problematika upravljanja potrebno je navesti i objasniti osnovne pojmove vezane uz promet.

Promet

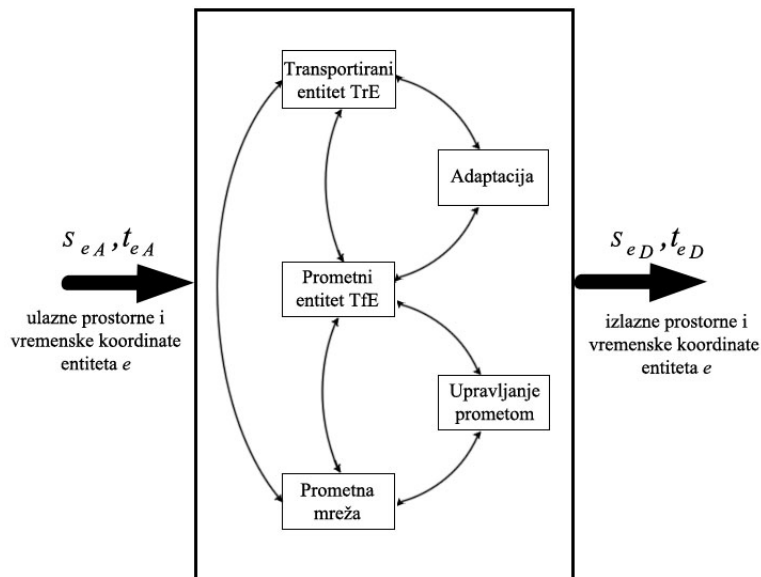
Promet prema [1] predstavlja sustav ili proces čija je svrha obavljanje prijevoza ili prijenosa transportnih entiteta u odgovarajućim prometnim entitetima zauzimanjem dijela kapaciteta prometnice ili kanala prema unaprijed utvrđenim pravilima i protokolima. Transportni entiteti predstavljaju ljude, robu ili informacije.

Poopćeni model prometnog sustava

Za lakšu analizu i odvajanje iz okoline, razvijen je poopćeni model prometnog sustava. Poopćeni model prometnog sustava osmišljen je za opisivanje ponašanja bilo kojeg prometnog sustava. Na slici 1 prikazan je poopćeni model prometnog sustava koji se sastoji od transportnih entiteta TrE, adaptacije transportiranih entiteta na prometni entitet, prometnih entiteta TfE, upravljanja prometom i prometne mreže. Navedeni podsustavi identificirani i verificirani su primjenom empirijsko-induktivne metode. Osnovni ulazno-izlazni proces modela može se definirati kao transformacija prostornih i vremenskih koordinata prometnog entiteta uz uvjet da se očuvaju transportirani entiteti [1].

Upravljanje prometom

Upravljanje prometom predstavlja prediktivno donošenje odluka koje se primjenjuju kada je potrebno otkloniti neželjene događaje prije nego li djeluju na ostatak sustava te pogoršaju njegovo stanje. Adaptivno upravljanje prometom predstavlja sposobnost prilagodbe promatranog upravljačkog sustava vanjskim utjecajima i promjenama unutar svoje strukture. Adaptivno upravljanje predstavlja jedno od područja posebnog interesa za ITS [1].



Slika 1: *Poopćeni model prometa* [1]

2.1. Inteligentni transportni sustavi

ITS prema [2] predstavlja holističku, upravljačku i informacijsko-komunikacijsku nadogradnju klasičnog sustava prometa i transporta kojim se ostvaruju znatna poboljšanja performansi, odvijanja prometa, učinkovitiji transport putnika i roba, poboljšanje sigurnosti u prometu, udobnost i zaštita putnika te manja ekološka onečišćenja. Funkcionalna područja ITS-a čine [2]:

- Informiranje putnika (*engl. Traveller Information*),
- Upravljanje prometom i operacijama (*engl. Traffic Management and Operations*),
- Pomoć vozaču i upravljanje vozila (*engl. Driver Assistance and Vehicle Control*),
- Prijevoz tereta i komercijalne operacije vozila (*engl. Freight Transport and Commercial Vehicle Operations*),
- Javni prijevoz (*engl. Public Transport Operations*),
- Žurne službe (*engl. Emergency Service*) i servisne službe,
- Elektronička plaćanja (*engl. Electronic Payment*) i
- Osobna sigurnost (*engl. Personal Safety*).

Funkcionalno područje upravljanja prometom i operacijama obuhvaća vođenje prometa, upravljanje incidentnim situacijama u prometu, upravljanje potražnjom, upravljanje i održavanje transportne infrastrukture i identifikacija prekršitelja. Vođenje prometa zasniva se na upravljanju

prometnim tokovima unutar gradova i izvan njih. Primjeri pametnih sustava za vođenje prometa su:

- Adaptivno upravljanje raskrižjima sa semaforima,
- Promjenive prometne poruke,
- Kontrola pristupa na autocestu,
- Kontrola brzine i
- Upravljanje parkiranjem.

2.2. Upravljanje raskrižjima sa semaforima

Raskrižja sa semaforima predstavljaju križanje više prometnih tokova u istoj razini gdje je prolaz vozila definiran vertikalnom svjetlosnom signalizacijom. Cestovni i željeznički promet regulirani su semaforskim sustavom. Semaforski sustav sastoji se od upravljačkog uređaja, različitih kućišta i svjetlosnih signala. Trajanje i slijed pojedinih svjetlosnih signala definirano je unaprijed na osnovu dnevne i tjedne prijevozne potražnje. Nadalje su opisani osnovni pojmovi vezani uz raskrižja sa semaforima [3].

Signalni ciklus (*engl. Cycle*)

Signalni ciklus predstavlja vrijeme koje je potrebno da se obavi cijela sekvenca izmjene definiranih signalnih faza [3].

Signalna faza (*engl. Phase*)

Signalna faza predstavlja dio ciklusa unutar kojeg prometni tokovi imaju istovremeno slobodan prolaz kroz raskrižje. Signalna faza može sadržavati jednu ili više signalnih grupa [3].

Signalni pojam (*engl. Phasing Indication*)

Signalni pojam predstavlja stanje koje semafor može prikazati. U cestovnoj prometnoj signalizaciji koriste se crveno, žuto, zeleno, crveno-žuto i treptajuće žuto svijetlo [3].

Zaštitno međuvrijeme (*engl. Clearance Interval*)

Zaštitno međuvrijeme je vremenski interval između dvije konfliktne grupe koje slijede

uzastopno odnosno zaštitno međuvrijeme osigurava siguran prolazak kroz raskrižje. Trajanje zaštitnog međuvremena izračunava se prema jednadžbi 1 [4]:

$$t_z = t_k + t_p - t_n = t_k + \frac{S_p + l_v}{V_p} - \frac{S_n}{V_n}, \quad (1)$$

gdje je:

t_z - zaštitno međuvrijeme;

t_k - provozno vrijeme;

t_p - vrijeme pražnjenja;

t_n - vrijeme naleta.

Pomak (*engl. Offset*)

Pomak predstavlja pomak zelenog svjetlosnog signalnog pojma kako bi se postiglo koordinirano upravljanje između više uzastopnih raskrižja [3].

Podjela (*engl. Split*)

Podjela predstavlja omjer trajanja zelenog svjetlosnog pojma trenutne signalne skupine prema ciklusu [3].

Signalni plan

Signalni plan predstavlja pregled trajanja svih signalnih pojmova i objedinjuje prethodno definirane pojmove.

Tijekom godina razvijeni su različiti pristupi i metode upravljanja raskrižjima sa semaforima, a najčešće se mogu podijeliti na:

- ustaljene sustave upravljanja,
- prometno ovisne sustave upravljanja i
- adaptivne sustave upravljanja.

2.2.1. Ustaljeni sustavi upravljanja

Ustaljeni sustavi upravljanja prikladni su za raskrižja na kojima prometuje stabilan prometni tok koji nema velikih promjena prijevozne potražnje tijekom dana. Sustav primjenjuje unaprijed

određeno, fiksno vrijeme trajanja zelenog svjetlosnog pojma i ciklusa neovisno o trenutnoj količini prometa. Ovakva vrsta upravljanja, najduže trajanje zelenog svjetlosnog pojma, pridjeljuje prometnom toku s najvećom količinom prometa. Ovisno o implementaciji, ustaljeni sustavi upravljanja mogu imati različite unaprijed postavljene signalne planove definirane na osnovu prijevozne potražnje jutarnjeg i popodnevnoga vršnog sata ili drugim specifičnim vremenskim razdobljima. Ustaljeni sustav upravljanja zbog svojih značajki nema mogućnost odgovora na neočekivano povećanje prijevozne potražnje [5].

2.2.2. Prometno ovisni sustavi upravljanja

Prometno ovisni sustavi upravljanja zasnivaju se na prikupljanju podataka o stvarnoj prijevoznj potražnji i prisutnosti vozila. Prisutnost vozila detektira se pomoću različitih osjetila, od kojih su induktivne petlje dominantna tehnologija. Osjetila se nalaze u na zaustavnoj liniji te u neposrednoj blizini zaustavne linije. Ovim pristupom omogućeno je mjerenje zauzeća privoza. Na osnovu podataka prikupljenih osjetilima donosi se odluka o duljini trajanja zelenog svjetlosnog pojma ili promjene pojedine faze. Trajanje zelenog svjetlosnog pojma ograničeno je maksimalnim trajanjem zelenog. Najduže trajanje zelenog svjetlosnog pojma može se prilagođavati ovisno o razdoblju dana [6].

2.2.3. Adaptivni sustavi upravljanja

Adaptivni sustavi upravljanja raskrižjima sa semaforima namijenjeni su prevladavanju svih ograničenja koja postavljaju ustaljeni i prometno ovisni sustavi upravljanja. Adaptivni sustavi upravljanja reagiraju na prometne oscilacije prilagodbom signalnog plana prema prijevoznj potražnji. Ovakvim pristupom omogućuju smanjenje zagušenja, kašnjenja i vremena putovanja. U nastavku su navedeni i opisani dosadašnji razvijeni komercijalni sustavi adaptivnog upravljanja.

Split Cycle and Offset Optimisation Technique - SCOOT

SCOOT adaptivni upravljački sustav implementiran je u više od 40 gradova, većinom u Ujedinjenom Kraljevstvu. SCOOT sustav prikuplja podatke o broju vozila pomoću osjetila i na osnovu njih izračunava postavke sustava koje smanjuju kašnjenje i broj stajanja. Princip upravljanja SCOOT sustava zasniva se na upravljanju grupama susjednih raskrižja u zajedničkom ciklusu. U svakom trenutku vrijeme ciklusa, trajanje zelenog svjetlosnog pojma i pomaci između signalnih grupa kontroliraju se parametrima koji su pohranjeni unutar sustava. Također važna

značajka SCOOT sustava je prometni model koji koristi informacije iz različitih osjetila na svim privozima raskrižja u svrhu predikcije ukupnog kašnjenja i zaustavljanja uzrokovanih signalnim planom. SCOOT sustav učestalo izvodi male promjene u upravljanju što ne može poremetiti prometni tok [7].

Sydney Coordinated Adaptive Traffic System - SCATS

SCATS sustav prvi je put predstavljen u Australiji te je implementiran na više od 1.200 semafora. SCATS sustav zahtijeva unaprijed određenu bazu podataka koja uključuje podatke o podjeli i pomaku za svako raskrižje te upravljačke parametre za svaki podsustav. Konačno implementiran SCATS sustav ovisi o točnosti definirane baze podataka i njenoj prilagođenosti SCATS programskoj podršci (*engl. Software*). Glavni cilj SCATS sustava je dinamičkim odabirom signalnog plana minimalizirati prometne parametre [7].

Optimization Policies for Adaptive Control - OPAC

OPAC sustav upravljanja predstavlja algoritam za optimizaciju signalnog plana u stvarnom vremenu. OPAC sustav zasniva se na algoritmu dinamičke optimizacije koji izračunava pojedina vremena signalnih faza u svrhu smanjenja ukupnog kašnjenja i broja zaustavljanja unutar raskrižja. Algoritam koristi izmjerenu prijevoznu potražnju za određivanje trajanja faze koje su ograničene samo minimalnim i maksimalnim vremenom trajanja zelenog svjetlosnog pojma. Razvoj OPAC sustava zasnivao se na sljedećim smjernicama [8]:

- sustav mora osigurati bolji način rada u odnosu na sustave bez stvarnovremenskih podataka,
- sustav mora pravovremenom i dobro reagirati na promjenu u prijevoznoj potražnji, a ne donositi odluke na povijesnim podacima,
- sustav ne smije biti ograničen na upravljačke intervale, već mora biti sposoban pružiti kontinuirane optimirane signalne planove i
- razvoj novog koncepta upravljanja koji ima bolju prilagodljivost promjenjivosti prometnog toka.

Urban Traffic Optimisation by Integrated Automation - UTOPIA

UTOPIA predstavlja inovativni hijerarhijski decentralizirani sustav upravljanja raskrižjima sa semaforima koji također omogućuje apsolutno davanje prednosti prolaska vozilima javnih službi i optimizaciju. UTOPIA je razvijena za upravljanje na velikim područjima odnosno

velikim prometnim mrežama. Globalni pristup razvoju UTOPIA sustava zasniva se na sljedećim koracima [7]:

- podijeliti cijeli problem upravljanja na hijerarhijski decentraliziran način,
- definirati funkcionalnosti i pravila upravljanja za nastale prometne probleme te
- definirati algoritme za rješavanje problema.

UTOPIA sustav zasniva se na dvorazinskoj distribuiranoj arhitekturi. Gornju razinu arhitekture čini podsustav namijenjen za srednjoročnu i dugoročnu prometnu prognozu te upravljanje nad cijelim područjem. Gornja razina također je zadužena za dinamičko izračunavanje signalnih planova i kriterija potrebnih za adaptivnu koordinaciju te izvođenje kontinuirane dijagnostike cijele mreže. Druga, donja razina zasniva se na mreži višenamjenskih lokalnih upravljača. Svi lokalni upravljači međusobno su povezani te svaki upravlja jednim raskrižjem. Svaki od upravljača pravovremeno određuje redoslijed i optimalnu duljinu faze koristeći pravila definirana na višoj razini, količinu prometa i informacije primljene od susjednih upravljača [9].

Dynamic Programing - PRODYN

PRODYN predstavlja algoritam za upravljanje mrežom raskrižja sa semaforima u stvarnom vremenu. PRODYN u stvarnom vremenu računa najbolje postavke signalnog plana uzimajući u obzir trenutnu prometnu potražnju i kašnjenje. Algoritam koristi tehnike naprednog dinamičkog programiranja za izračunavanje upravljanja na nižoj razini (lokalno raskrižje) i tehnike koordinacije na višoj razini. Implementacija sustava oslanja se na korištenje mreže mikroprocesora čija je zadaća optimizacija i predviđanja trenutnog prometnog stanja [10]. Glavne značajke PRODYN algoritma za upravljanje su [7]:

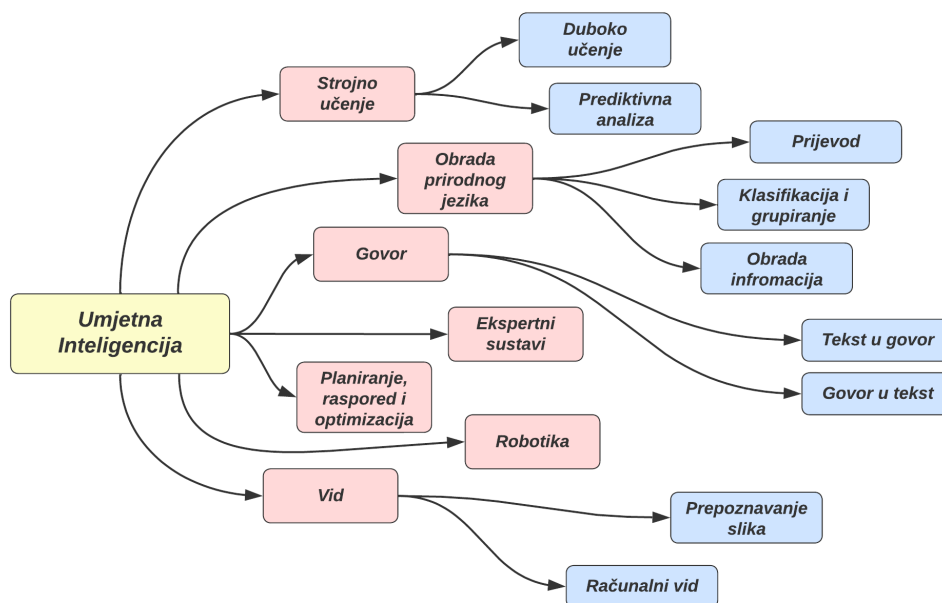
- vrijeme uzrokovanja od pet sekundi,
- korištenje dviju induktivnih petlji po prometnom traku,
- eksplicitno smanjenje ukupnog kašnjenja i
- korištenje metoda automatske kontrole poput Bayesove estimacije i dinamičkog programiranja.

3. Primjena umjetne inteligencije u upravljanju raskrižjima sa semaforima

Unutar ovog poglavlja prikazan je i opisan koncept umjetne inteligencije te su opisane primijenjene tehnologije.

3.1. Umjetna inteligencija

Pojam umjetne inteligencije teško je opisati jedinstvenom definicijom, no prema [11] umjetna inteligencija predstavlja multidisciplinarno područje čija je svrha automatizacija aktivnosti koje trenutno zahtijevaju prisutnost ljudske inteligencije. Glavna područja djelovanja umjetne inteligencije prikazana su na slici 2, a čine ih strojno učenje (*engl. Machine Learning*), obrada prirodnog jezika (*engl. Natural Language Processing*), govor (*engl. Speech*), ekspertni sustavi (*engl. Expert Systems*), planiranje, raspored i optimizacija (*engl. Planing, Scheduling and Optimization*), robotika (*engl. Robotics*) i računalni vid (*engl. Computer Vision*) [12].



Slika 2: Područja djelovanja umjetne inteligencije

Izvor: [12]

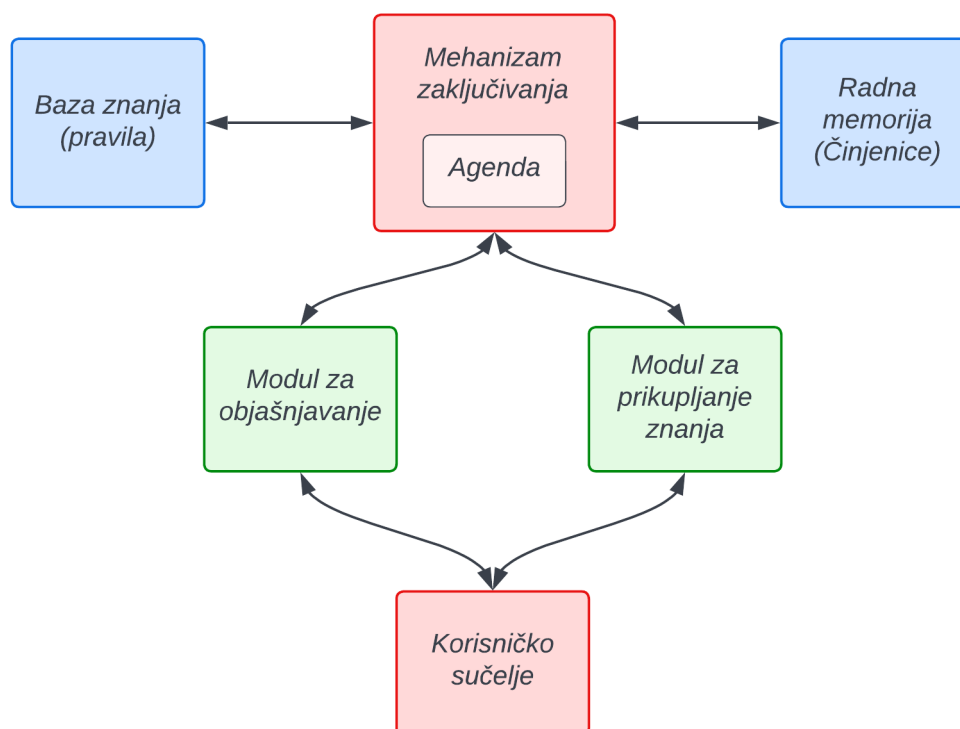
Posljednjih godina strojno učenje i umjetna inteligencija značajno se primjenjuju u svim sustavima koji se zasnivaju na obradi velike količine podataka. Strojno učenje predstavlja granu umjetne inteligencije koja omogućuje računalima samo-učenje (*engl. Self-Learning*) i

poboljšanje tijekom vremena na osnovu podataka za treniranje (*engl. Training Data*). Algoritmi strojnog učenja imaju mogućnost prepoznavanja uzoraka (*engl. Patterns*) u podacima i učenja na njihovu osnovu, a u svrhu ostvarivanja određene vrijednosti na izlazu sustava (podatci koji se nastoje dobiti). U tradicionalnom programiranju, računalima se dodjeljuje skup pravila i uputa kojima se obrađuju ulazni podatci. Pravila se definiraju na ako-onda (*engl. IF-THEN*) strukturi, odnosno ako je određeni uvjet zadovoljen, program izvodi određenu funkciju. U odnosu na tradicionalno programiranje, strojno učenje predstavlja automatizirani sustav koji omogućuje računalima rješavanje postavljenih problema bez ljudske intervencije i unaprijed određenih pravila, a odluke se donose na osnovu proučavanja uzoraka u podacima kroz vrijeme [13].

Obrada prirodnoga jezika predstavlja granu umjetne inteligencije koja primjenjuje strojno učenje i računalnu lingvistiku u svrhu postizanja obrade jezika nalik ljudskom. Važnost obrade prirodnog jezika zasniva se na izradi modela i procesa koji koriste glas ili tekst kao ulazne podatke te manipuliraju njima prema definiranom algoritmu. Obrada prirodnog jezika uključuje primjenu različitih tehnika razumijevanja ljudskog jezika kao što su statističke metode, metode strojnog učenja pa do tehnika zasnovanih na unaprijed određenim pravilima. Najčešće primjene obrade prirodnog jezika uključuju povrat informacija (*engl. Information Retrieval*), pronalaženje informacija (*engl. Information Extraction*), odgovaranje na pitanja (*Question-Answering*), sažimanje (*engl. Summarization*), strojno prevođenje (*engl. Machine Translation*) i dijaloške sustave (*engl. Dialogue Systems*) [14].

Prepoznavanje ljudskog govora je zadatak umjetne inteligencije unutar kojeg odabrani algoritam pretvara ljudski govor u tekst i obratno (*engl. Text-To-Speech and Speech-To-Text*). Prepoznavanje govora, kao i ostale grane umjetne inteligencije, zasniva se na prepoznavanju uzoraka koji su prisutni u govornom signalu. Najveći izazov prepoznavanja ljudskog govora zasniva se na raznolikosti ulaznog govornog signala [15]. Nepoznati glas putem mikrofona pretvara se u električni signal, a na osnovu karakteristika ljudskog glasa sustav uspostavlja glasovni model. Umjetna inteligencija primjenom unaprijed određenih algoritama prepoznaje najbolji odgovarajući model za raspon ulaznog glasa. Neke od metoda za prepoznavanje ljudskog govora uključuju dinamičko krivljenje vremena (*engl. Dynamic Time Wrapping*), skriveni Markovljev model (*engl. Hidden Markov Model*), vektorsku kvantizaciju (*engl. Vector Quantization*), umjetne neuronske mreže i potporne vektorske strojeve (*engl. Support Vector Machines*) [16].

Ekspertni sustavi predstavljaju oblik računalnog programa koji ima mogućnost oponašanja ljudskog stručnjaka unutar uskog, dobro definiranog područja znanja. Područje ekspertnih sustava jedno je od prvih istraživačkih polja te predstavlja praktičnu primjenu u području umjetne inteligencije. Na slici 3 vidljiva je generalna arhitektura ekspertnog sustava. Korisničko sučelje predstavlja poveznicu između ekspertnog sustava i korisnika, dok modul za objašnjavanje omogućuje korisniku objašnjenje zašto i kako je sustav donio odluku. Nadalje radna memorija predstavlja bazu podataka unutar koje su pohranjene činjenice, mehanizam zaključivanja donosi zaključke koja su pravila su zadovoljile činjenice, daje prioritet zadovoljenim pravilima te izvodi pravilo s najvećim prioritetom, agenda predstavlja prioritetni popis pravila koje definira mehanizam zaključivanja. Modul za prikupljanje znanja služi za automatski unos znanja u sustav od strane korisnika i baza znanja koja sadrži znanje iz problemske domene koju su stvorili domenski stručnjaci [17].



Slika 3: Arhitektura ekspertnog sustava
Izvor: [17]

Planiranje se može definirati kao određivanje slijeda aktivnosti kako bi se ispunila vremen-

ska ograničenja i ograničenja resursa. Sagleda li se stanovište raspoređivanja, raspoređivanje se može definirati kao raspodjela aktivnosti prema dostupnim resursima [18]. Glavni cilj planiranja, raspoređivanja i optimizacije predstavlja postizanje zadanih ciljeva uz optimizaciju sveukupne izvedbe promatranog sustava. Unatoč uspješnoj primjeni u različitim industrijama, implementacija sustava u stvarnom svijetu još uvijek predstavlja složen proces. Glavni nedostatak proizlazi iz potrebe za detaljnim opisom zadataka planiranja koji uključuju model radnji, specifikaciju okoline te ciljeve koje je potrebno postići [19].

Umjetna inteligencija i robotika predstavljaju napredne inovacije koje će promijeniti način ljudskog života u skorijoj budućnosti. Robotika predstavlja područje koje se bavi planiranjem, izradom i korištenjem robota, te korištenjem računala za njihovu kontrolu i pripremu. Glavna ideja implementacije umjetne inteligencije i robotike zasniva se na mogućnosti optimizacije razine autonomnosti kroz strojno učenje. Također, umjetna inteligencija, ima važnu ulogu u robotskoj percepciji stvarnog svijeta, gdje roboti kroz različita osjetila dobivaju informacije te ih obrađuju [20].

Računalni vid (*engl. computer vision*) predstavlja granu umjetne inteligencije koja se koristi za obradu vizualnih informacija, a uključuje proces prikupljanja, prijenosa, obrade, pregleda, pohranjivanja i razumijevanja informacija dobivenih iz vizualnih izvora. Računalni vid kao i sva ostala područja umjetne inteligencije zasniva se na prepoznavanju uzoraka dobivenih iz vizualnih izvora (slika ili video) [21].

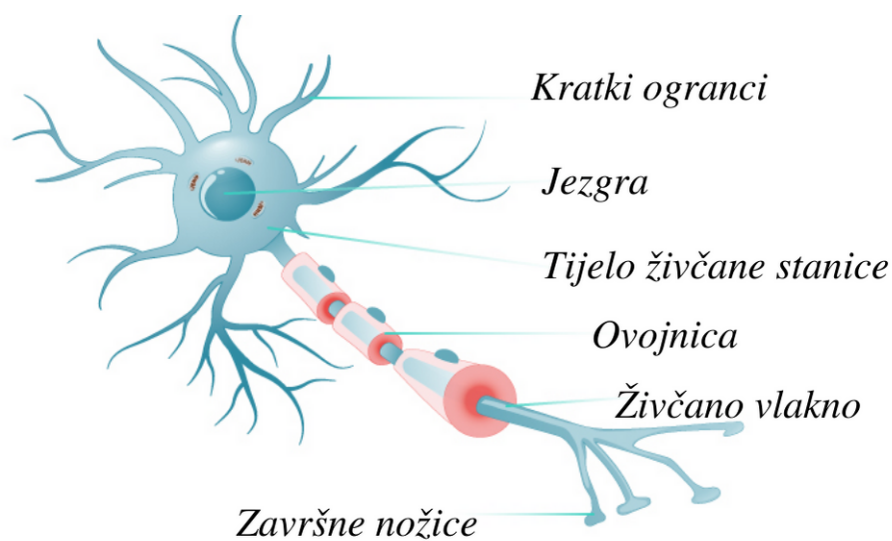
3.2. Primijenjene tehnologije umjetne inteligencije

Za izradu sustava upravljanja mrežom raskrižja unutar ovog diplomskog rada primijenjene su umjetna neuronska mreža i genetski algoritam. Unutar ovog potpoglavlja navedeni su i objašnjeni osnovni pojmovi vezani uz umjetne neuronske mreže i genetski algoritam, te je prikazan osnovni princip rada.

3.2.1. Umjetne neuronske mreže

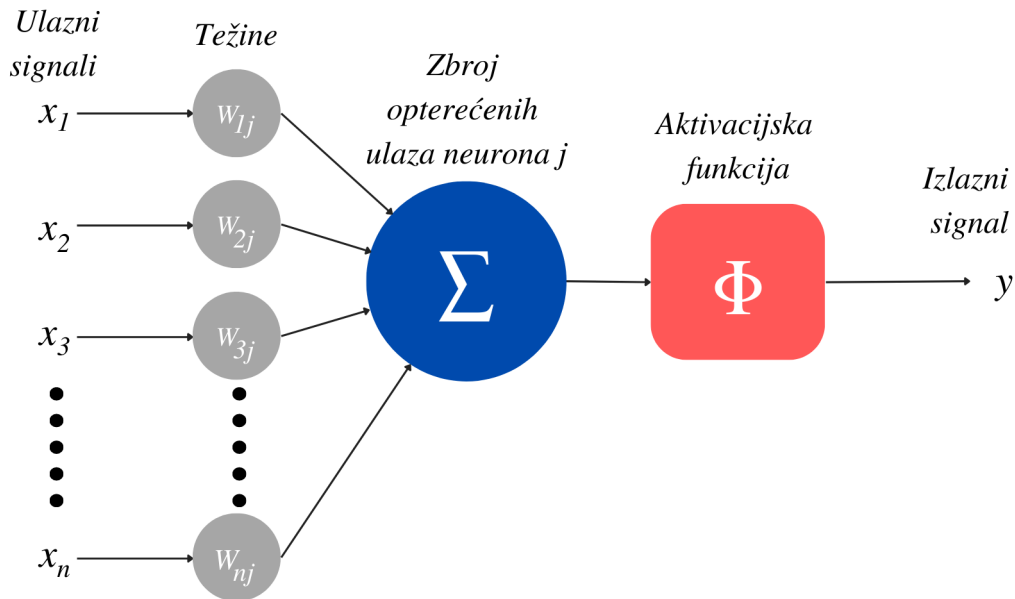
Središnji živčani sustav sastoji se od dvije osnovne vrste stanica, neurona i glija (*engl. Glia*). Sagleda li se omjer navedenih stanica, broj glija brojčano nadmašuje neurone u nekim dijelovima

mozga, ali neuroni imaju ključnu ulogu u prijenosu informacija. Neuroni koriste elektromagnet-ske impulse i kemijske signale za prijenos informacija kroz različite dijelove mozga, te između mozga i ostatka živčanog sustava. Sve što osjećamo, mislimo i radimo nusprodukt su aktivnosti neurona te njihovih potpornih stanica. Model neurona može se podijeliti na tijelo stanice, živčano vlakno ili akson i kratke nožice ili dendrite (*engl. Dendrites*) (slika 4). Tijelo stanice sastoji se od jezgre koja upravlja aktivnošću stanice i sadrži stanični genetski materijal, živčano vlakno nalik dugom repu prenosi poruke iz stanice, a kratke nožice primaju poruke za stanicu. Komunikacija među neuronima odvija se slanjem neurotransmitera preko živčanog vlakna [22].



Slika 4: Model prirodnog neurona
Izvor: [22]

Inspirirani biološkim karakteristikama neurona, znanstvenici iz različitih znanstvenih disciplina, dizajniraju umjetne neuronske mreže. Umjetne neuronske mreže predstavljaju računalne mreže koje omogućuju oponašanje ljudskog mozga. Glavne dijelove umjetne neuronske mreže čine čvorovi (*engl. Node*) koji predstavljaju umjetnu presliku bioloških neurona i poveznica (*engl. Edge*) s težinama (slika 5) [23].



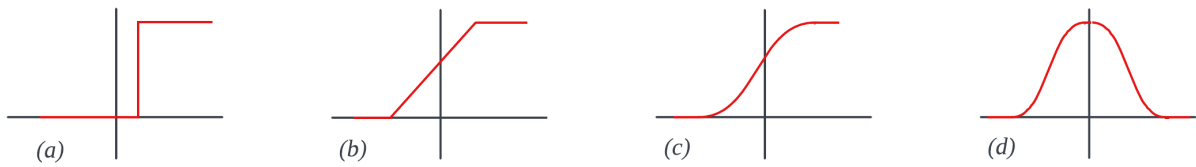
Slika 5: Model umjetnog neurona
Izvor: [24]

Umjetni neuron prima ulazne signale koji se množe s koeficijentima težina. Nakon množenja ulazni signali zbrajaju se i prolaze kroz aktivacijsku funkciju koja generira izlazni signal prema jednadžbi 2. Najčešće korištene aktivacijske funkcije su funkcija praga (*engl. Threshold*), djelomično linearna funkcija (*engl. Piecewise Linear*), sigmoidna funkcija (*engl. Sigmoid*) i funkcija Gaussove normalne razdiobe (*engl. Gaussian*) (slika 6) [23]:

$$y = \Phi\left(\sum_{i=1}^n (w_i x_i)\right), \quad (2)$$

gdje je:

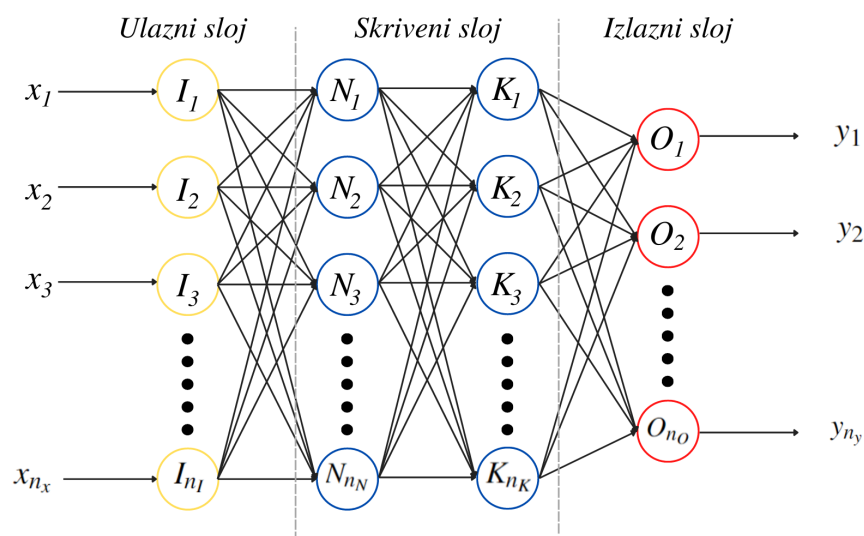
- y - izlazni signal neurona;
- Φ- aktivacijska funkcija;
- w_i - koeficijenti težine;
- x_i - ulazni signal.



Slika 6: Aktivacijske funkcije: a) Funkcija praga, b) djelomično linearna funkcija, c) sigmoidna funkcija i d) funkcija Gaussove normalne razdiobe

Izvor: [23]

Umjetni neuroni mogu biti potpuno ili nasumično povezani. Ovisno o načinu povezivanja, arhitektura neuronske mreže može se podijeliti na slojevite mreže s povratnom vezom i slojevite mreže bez povratne veze. Broj slojeva ovisi o problemu za koji je model mreže rađen. Osnovni model neuronske mreže (slika 7) sačinjavaju tri sloja, ulazni sloj (*engl. Input Layer*), skriveni sloj (*engl. Hidden Layer*) i izlazni sloj (*engl. Output Layer*). Ulazni sloj omogućuje unos inicijalnih vrijednosti iz okoline u obliku vektora $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_{n_x})$ te ih prosljeđuju neuronima skrivenoga sloja. Skriveni sloj predstavlja međusloj između ulaznog i izlaznog sloja unutar kojeg se obavljaju matematički proračuni neurona, odnosno obrada signala. Izlazni sloj na osnovu podataka s ulaznog sloja i proračuna od strane skrivenoga sloja definira izlazne rezultate u obliku izlaznog vektora $Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_{n_y})$ [25].

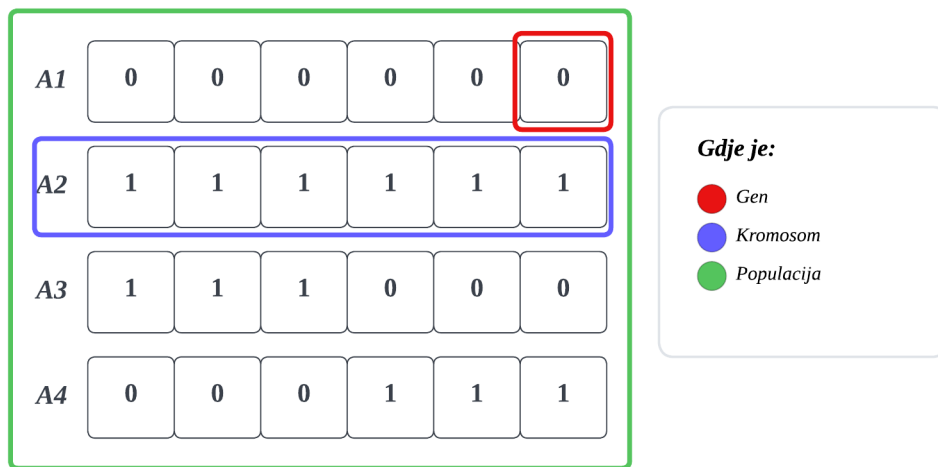


Slika 7: Model neuronske mreže

Izvor: [25, 26]

3.2.2. Genetski algoritam

Genetski algoritam predstavlja jedan od najstarijih i najpoznatijih algoritama namijenjenih optimizaciji. Inspiriran teorijom prirodne evolucije, genetski algoritam, odražava proces prirodnog odabira gdje se odabiru najbolji pojedinci za reprodukciju u svrhu stvaranje sljedeće generacije. Genetski algoritam sadržava početnu populaciju kromosoma koji su sastavljeni od gena (slika 8). Kromosomi predstavljaju skup parametara funkcije koji definiraju rješenje problema i prikazuju se binarni, prirodnim ili realnim brojevima [27].

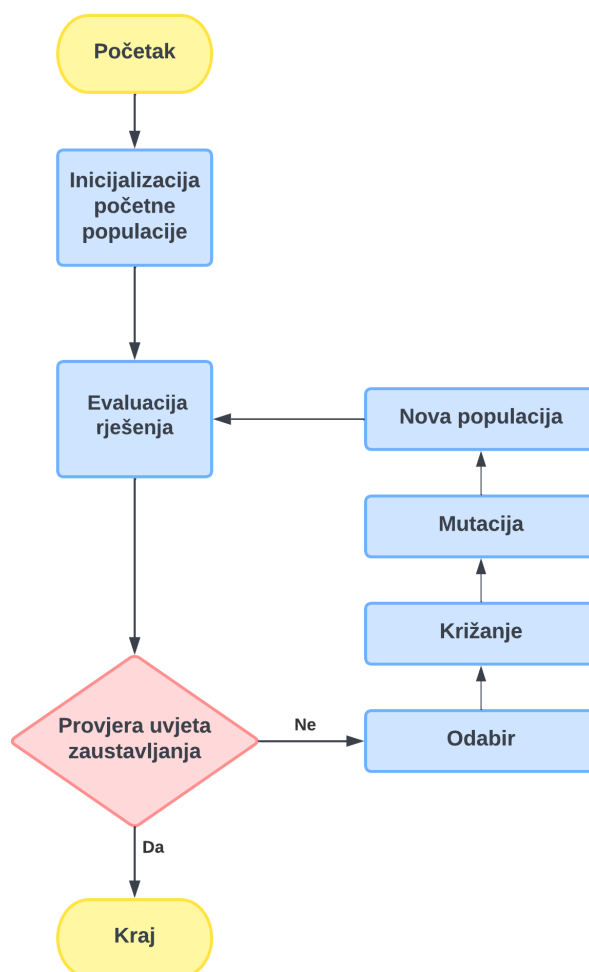


Slika 8: Gen, kromosom i populacija genetskog algoritma
Izvor: [27]

Rješavanje definiranog problema opisuje se funkcijom cilja (*engl. Fitness Function*). Ovisno o tome koliko je određeni pojedinac odnosno kromosom prilagođen ciljnoj funkciji, dodjeljuje mu se vrijednost koja predstavlja njegovu kvalitetu (*engl. Fitness Value*). Na osnovu vrijednosti koja predstavlja kvalitetu odabiru se pojedini kromosomi te se definira nova populacija (pseudokôd 1), (slika 9) [27].

Pseudokôd 1 Genetski algoritam [27]

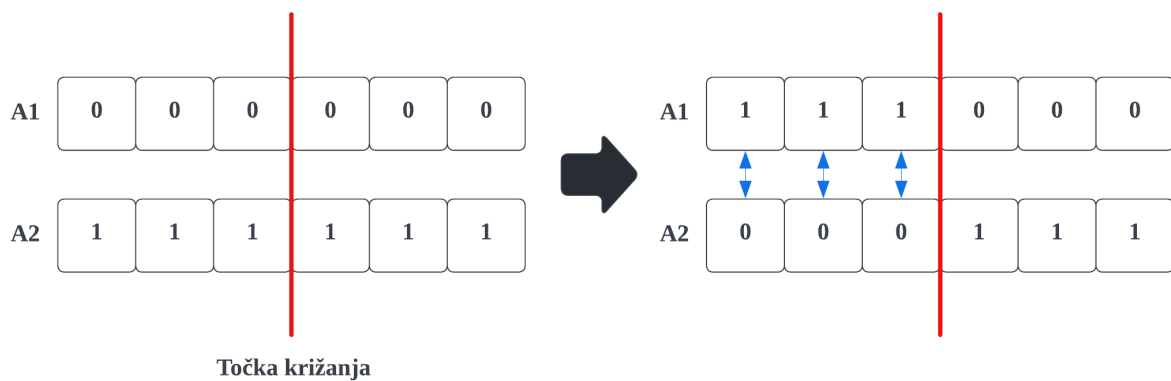
Odredi ciljnu funkciju $f(x)$
Inicijaliziraj broj generacija n
Generiraj slučajan skup početne populacije (rješenja) veličine P ;
Evaluiraj rezultate svake individualne jedinke iz inicijalne populacije P koristeći $f(x)$;
Ponavljaj dok je (rješenje loše) ili (broj iteracija $< n$):
 Odaberi najbolja rješenja iz populacije;
 Stvori nove individualne jedinke iz populacije koristeći križanje;
 Mutiraj nove individualne jedinke iz populacije;
 Evaluiraj rezultate svake individualne jedinke iz populacije P_n koristeći $f(x)$;
Ispiši najbolju individualnu jedinku pronađenu tijekom evolucije



Slika 9: Dijagram toka genetskog algoritma
Izvor: [27]

Genetski algoritam zasniva se na odabiru (*engl. Selection*), križanju (*engl. Crossover*) i mutaciji (*engl. Mutation*). Odabir predstavlja povećanje sposobnosti cijele populacije odbacivanjem kromosoma koji nisu dobro prilagođeni u rješavanju ciljnog problema odnosno ciljne funkcije.

Različitim načinima moguće je provesti odabir, ali glavna ideja je zadržati najsposobnije (*engl. Fittest*) kromosome za sljedeću generaciju. Tijekom faze križanja proizvode se novi kromosomi ili potomci uzimajući u obzir kromosome iz prošle generacije oponašanjem prirodne spolne reprodukcije (slika 10). Ideja križanja je da će kombiniranjem dvaju najsposobnijih kromosoma dobiti potomci koji će biti još sposobniji zbog pretpostavke da će naslijediti najbolje osobine [28].



Slika 10: *Proces križanja*
Izvor: [28]

Glavna uloga mutacije zasniva se na promjeni genetskog kôda populacije. Izostavi li se korak mutacije, sve kombinacije koje bismo mogli postići tijekom generacija već bi bile u početnoj generaciji. Mutacija se zasniva na promjeni nasumično odabranih gena. Ako mutacija uspije sposobnost kromosoma će se povećati, odnosno kromosom će imati veću vjerojatnost da bude odabran za iduću generaciju (slika 11) [28].



Slika 11: *Proces mutacije*
Izvor: [28]

3.3. Upravljanje raskrižjima sa semaforima primjenom primjenom umjetne inteligencije

Dosadašnji sustavi upravljanja raskrižjima sa semaforima zasnivaju se na primjeni neizrazite logike, ojačanog učenja, umjetnih neuronskih mreža i evolucijskih algoritma. Nadalje su ukratko opisani pojedini sustavi.

Upravljanje neizrazitom logikom

Neizrazita logika omogućuje postizanje optimalnog upravljanja za promjenjivi prometni tok. Svojim značajkama, neizrazita logika, pretvara ljudski proces razmišljanja u algoritam upravljanja primjenom matematičkih modela. Kako bi se ostvarilo upravljanje raskrižjima, kao i kod ekspertnih sustava, pravila upravljanja definiraju se na temelju znanja prometnog stručnjaka. Upravljanje se ostvaruje primjenom osjetila za brojanje vozila na pojedinim privozima i mehanizmom zaključivanja. Prikupljeni podatci pohranjuju se unutar baze činjenica, a na osnovu baze činjenica mehanizam zaključivanja donosi odluke o produljenju ili skraćanju pojedinih faza ciklusa. Prema [29] sustavi zasnovani na neizrazitoj logici omogućili su optimalan izračun duljine ciklusa i podjele u svrhu smanjenja reda čekanja i ukupnog kašnjenja. Dosadašnja istraživanja prikazala su uspješnu implementaciju neizrazite logike na izoliranom raskrižju. Sagleda li se implementacija na mreži raskrižja sa semaforima, neizrazita logika, susreće se sa svojim ograničenjem zbog višestrukih čimbenika koje je teško opisati pomoću pravila.

Upravljanje ojačanim učenjem

Ojačano učenje zasniva se na Markovljevom procesu odlučivanja kojeg definiraju skupovi stanja i akcija. Upravljanje raskrižjima sa semaforima primjenom ojačanog učenja zahtijeva unaprijed definirane navedene skupova stanja i akcija. Skup stanja zasniva se na parametrima prometnog toka pojedinog raskrižja, a skup akcija može se definirati kao skup izmjena postojećeg signalnog plana ili novih signalnih planova. Na osnovu skupova stanja i akcija definira se Q -matrica unutar koje redci predstavljaju definirana stanja, a stupci definirane akcije. Prilikom prve inicijalizacije svi elementi matrice imaju vrijednost nula, a tijekom učenja ovisno o dobivenoj nagradi za određenu akciju vrijednosti se mijenjaju. Na osnovu dobivenih nagrada sustav pokušava pronaći optimalni signalni plan uz maksimiziranje nagrade [26]. Prema [29] prednost ojačanog učenja zasniva se na činjenici da nije potrebno postavljati matematički model

za prometno okruženje, međutim problem se javlja zbog sporog konvergiranja prema optimalnoj vrijednosti.

Upravljanje evolucijskim algoritmima

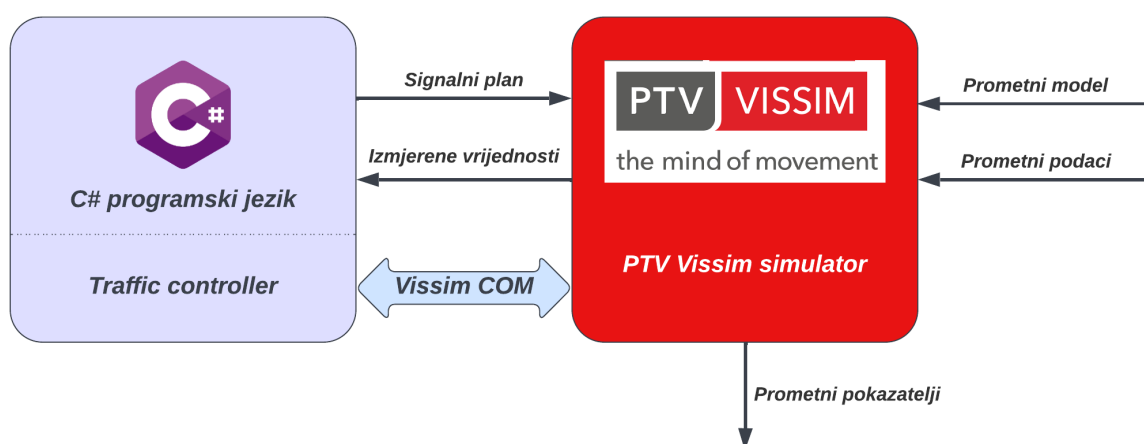
Sagleda li se primjena evolucijskih algoritama, u radu [30] prikazana je primjena genetskog algoritma za optimizaciju signalnih planova. Problematika istraživanja zasniva se na primjeni genetskog algoritma za pronalaženje optimalne konfiguracije signalnih planova na svim raskrižjima ovisno o njihovim prijevoznim potražnjama. Svojim koracima odabira, križanja i mutacije, genetski algoritam, pronalazi optimalan signalni plan ovisno o trenutnoj prijevoznj potražnji pojedinog raskrižja. Prema [29] evolucijski algoritmi poput genetskog algoritma nastoje postići globalni optimum. Navedeno predstavlja problem kada se ovakav sustav susreće s mrežom raskrižja sa semaforima. Zbog svojeg procesa izračuna genetski algoritmi potrošit će veliku količinu vremena konvergiranje prema optimumu, što predstavlja problem u stvarnovremenskom upravljanju.

Upravljanje umjetnim neuronskim mrežama

Tehnologija neuronskih mreža, u sustavima uspravljanja raskrižja sa semaforima, primjenjuje se kao jedan modul cjelokupnog sustava. Svojim karakteristikama, neuronske mreže, nisu u mogućnosti dovoljno dobro aproksimirati dinamičke složene funkcije što značajno utječe na usklađenosti neuronskih mreže. Kako bi se ostvarila usklađenost odnosno postiglo optimalno upravljanje raskrižjima sa semaforima, neuronske mreže implementiraju se kao moduli upravljačkog sustava u kojem svaka mreža sluša upute koordinatora. Koordinator unutar ovakvog sustava predstavlja jednu od tehnologija umjetne inteligencije poput neizravne logike, evolucijskih algoritama ili ojačanog učenja. Upute koordinatora ovisno o primijenjenoj tehnologiji očituju se u obliku osvježavanja težina neuronske mreže ili odabiru izlaza iz sustava (optimalnog signalnog plana) [31]. Prema [29] primjena neuronskih mreža ovisi o njezinoj sposobnosti generalizacije problema. Proces učenja neuronske mreže trebao bi konvergirati prema globalnom optimumu što je teško postići u stvarnom prometnom okruženju.

4. Simulacijsko okruženje

Računalna simulacija cestovnog prometa jedan je od najvažnijih alata za analizu, unapređenje i upravljanje prometnim mrežama. Simulacije u prometnom okruženju podijeljene su na mikroskopske, makroskopske i mezoskopske simulacije. Sagledaju li se mikroskopske simulacije, svaki prometni entitet predstavljen kao vozilo ili pješak simulira se na pojedinačnoj razini. Makroskopske simulacije u odnosu na mikroskopske promatraju prometni tok kao cjelinu, odnosno kao fluid koji se ponaša prema pravilima mehanike fluida [32]. Mezoskopske simulacije sadržavaju elemente mikroskopskih i makroskopskih simulacija. Simulacijsko okruženje izgrađeno je primjenom objektno orijentiranog programskog jezika C# i mikroskopskog simulatora PTV Vissim (slika 12). Unutar ovog poglavlja opisat će se mikroskopski simulator PTV Vissim, navesti će se korišteni simulacijski parametri i model, te će se na kraju prikazati korištena prijevozna potražnja.

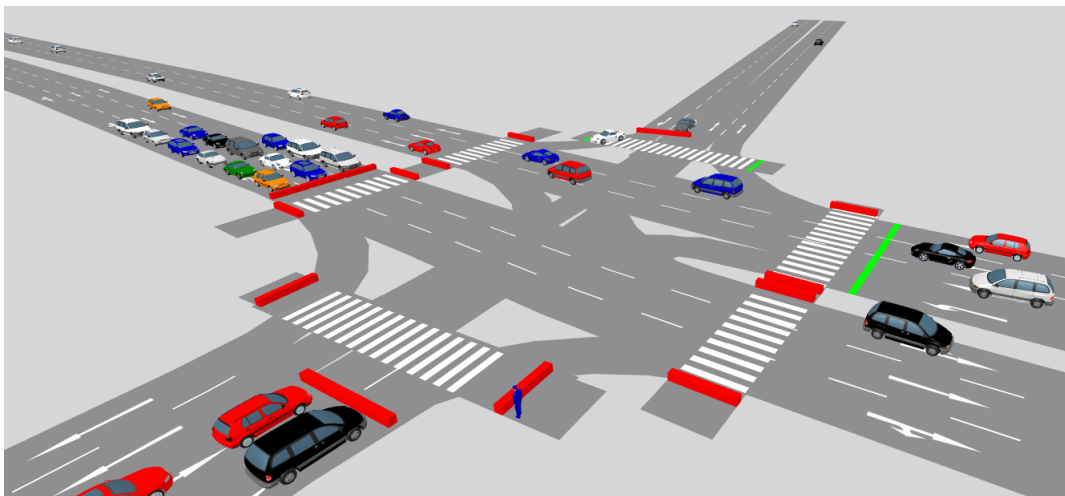


Slika 12: Simulacijsko okruženje

4.1. Mikroskopski simulator PTV Vissim

PTV Vissim je mikroskopski simulator razvijen od strane njemačke tvrtke PTV Group namijenjen simulaciji prometa (slika 13). Vissim se zasniva na mikroskopskom modelu simulacije, a osnova mu je Wiedmann-ov model. Wiedemann-ov model primjenjuje slučajne brojeve koji reprezentiraju ponašanje različitih vozača kako bi stvorio heterogeno ponašanje prometnog toka [33]. Vissim omogućuje simulaciju multimodalnih prometnih tokova, reda veličine zasebnih raskrižja ili cijele prometne mreže, koji mogu sadržavati automobile, teretna vozila, autobuse,

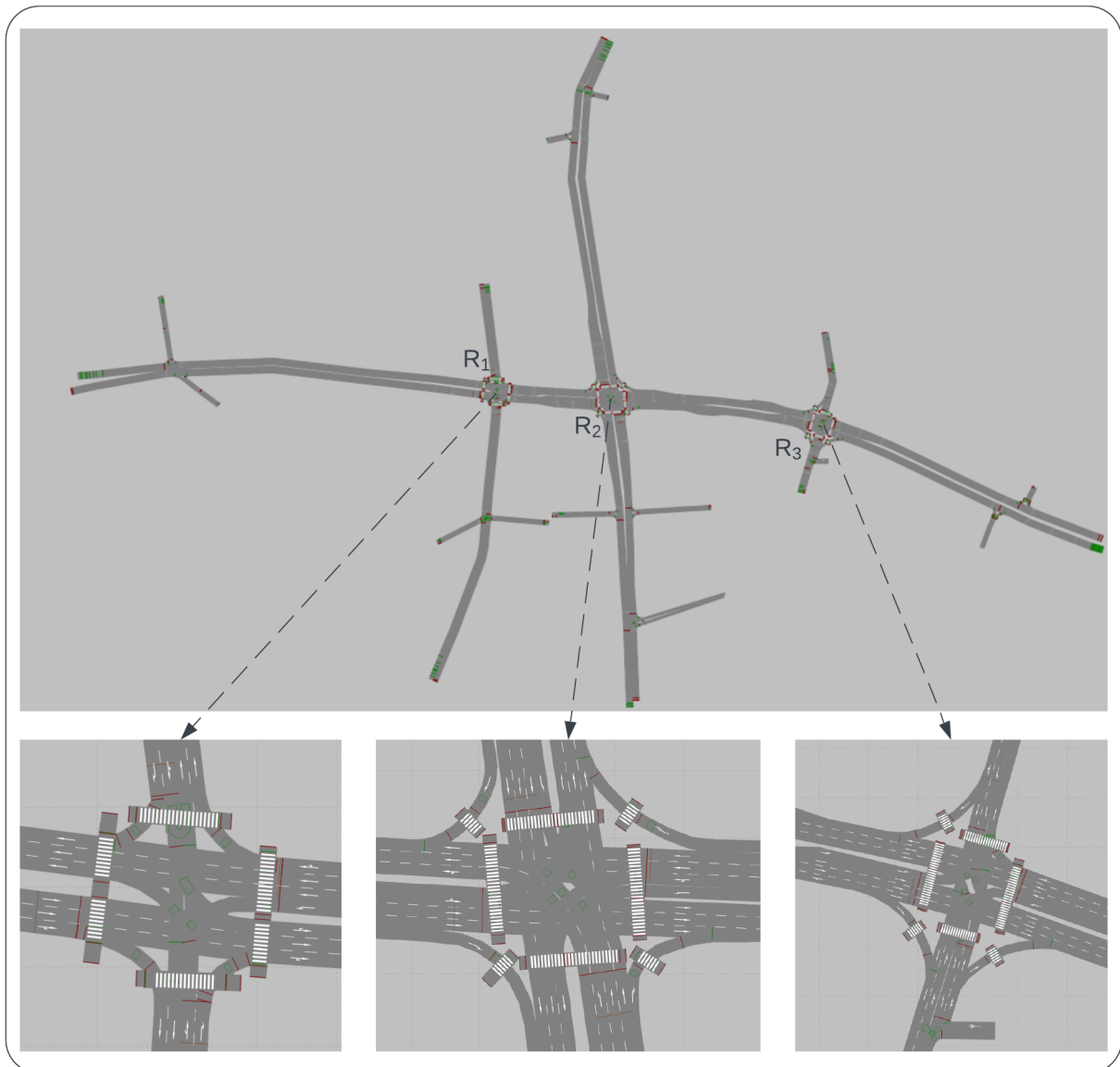
željeznice, tramvaje, bicikliste i pješake. U Vissimu-u se podatci mogu dohvatiti za bilo koje vremensko razdoblje ili interval unutar vremenskog razdoblja, lokaciju u prometnoj mreži ili cijelu mrežu. Dohvaćeni podatci mogu se različito agregirati, a neki od podataka koji se mogu prikupljati uključuju kašnjenje, brzinu (*engl. Speed*), gustoću (*engl. Density*), vrijeme putovanja, broj stajanja i repove čekanja (*engl. Queue*). Vissim Model Složenog Objekta (*engl. Component Object Model - COM*) omogućuje pristup simulaciji i podacima primjenom različitih skriptnih programskih jezika (Python, C#, C++ itd.) u svrhu daljinskog upravljanja simulacijom [34].



Slika 13: *Vissim simulacija*

4.2. Simulacijski parametri i prometni model

Za razvoj i testiranje primijenjenog algoritma upravljanja, izrađena je prometna mreža zasnovana na stvarnoj lokaciji iz grada Skopje, Sjeverna Makedonija. Izrađeni model prometne mreže sastoji se od tri raskrižja R_1 , R_2 i R_3 (slika 14). Sva raskrižja unutar mreže imaju istočni, južni, zapadni i sjeverni privoz s različitim brojem prometnih traka. Udaljenost između raskrižja R_1 i R_2 iznosi 180 [m], dok između R_2 i R_3 iznosi 350 [m].



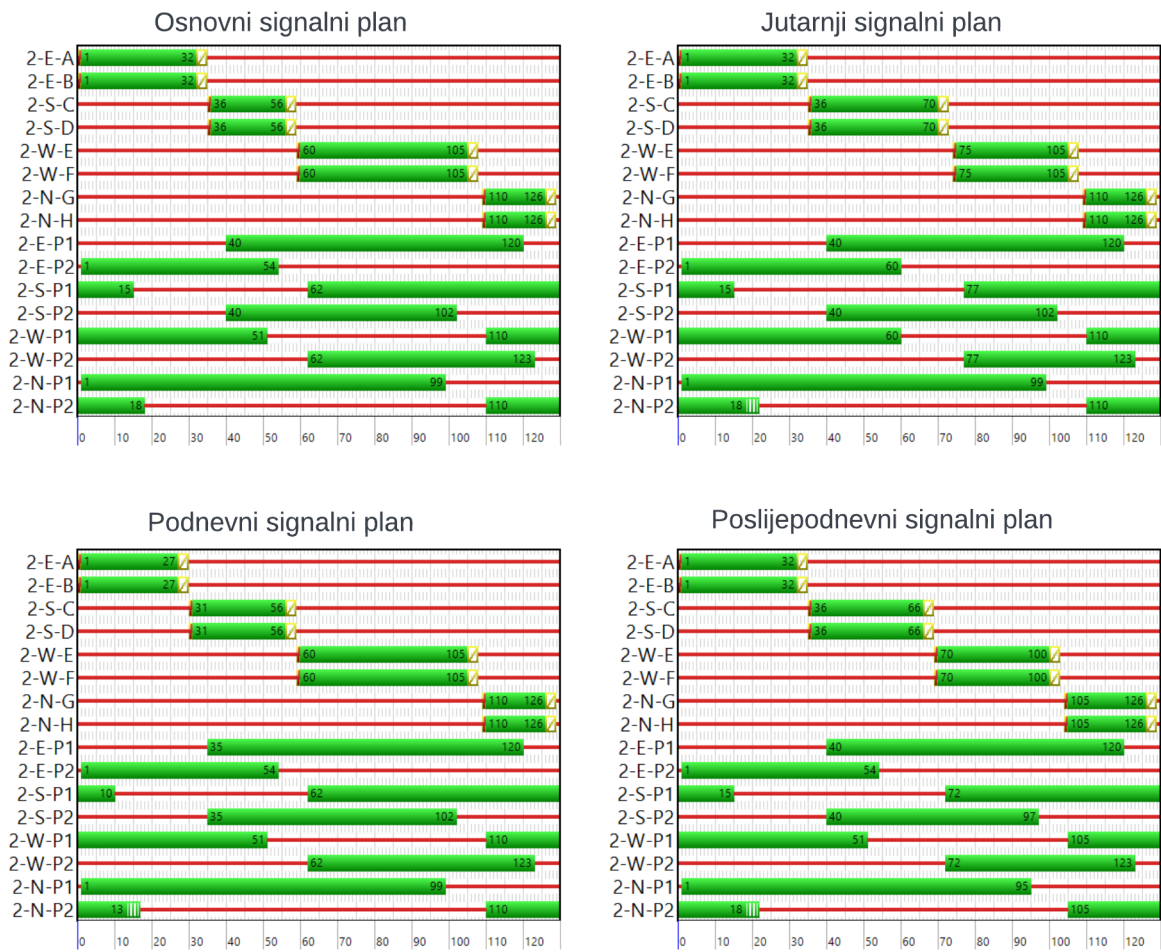
Slika 14: Mikroskopski prometni model unutar Vissim simulatora

Vremensko trajanje svake simulacije iznosi 24 [h]. Vrijednost ograničenja brzine slobodnog toka iznosi 50 [km/h]. Svaki signalni upravljač ima definirana četiri signalna plana: osnovni, jutarnji, podnevni i popodnevni signalni plan. Signalni planovi raskrižja R_1 prikazani su na slici 15, raskrižja R_2 na slici 16 i raskrižja R_3 na slici 17. Ciklus signalnih planova raskrižja R_1 iznosi 130 [s], a vrijednost pomaka iznosi 73 [s]. Glavna razlika između pojedinog signalnog plana definirana je skraćanjem trajanja faze istočnog privoza te produljenjem trajanja faze ostalih privoza. Sagleda li se raskrižje R_2 vrijednost ciklusa iznosi također 130 [s]. Vrijednost pomaka kod ovog raskrižja iznosi 60 [s]. Glavna razlika među signalnim planovima definirana je skraćanjem trajanja faze istočnog i zapadnog privoza te produljenjem trajanja faze sjevernog

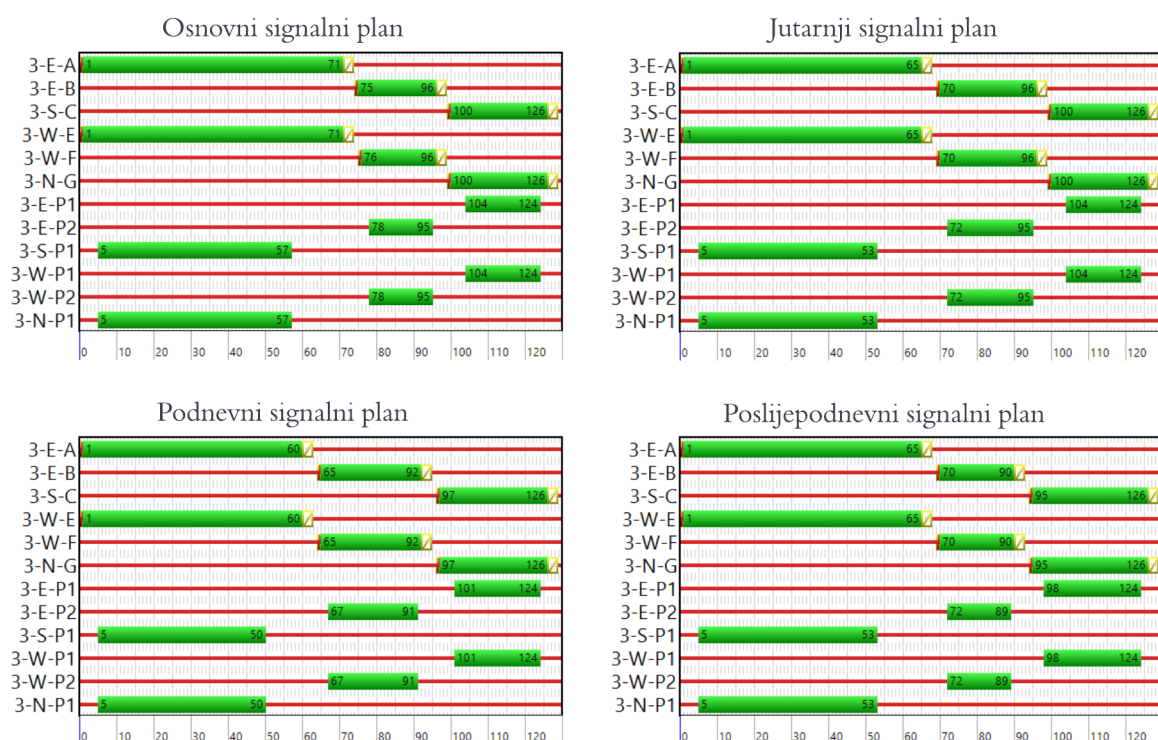
i južnog privoza. Ciklus trajanja raskrižja R_3 , kao i kod R_1 i R_2 , iznosi 130 [s]. Sagleda li se vrijednost pomaka ona iznosi 21 [s]. Glavna razlika između definiranih signalnih planova R_3 definirana je skraćanjem trajanja faze istočnog te povećanjem faze ostalih privoza.



Slika 15: Signalni planovi raskrižja R_1



Slika 16: Signalni planovi raskrižja R₂

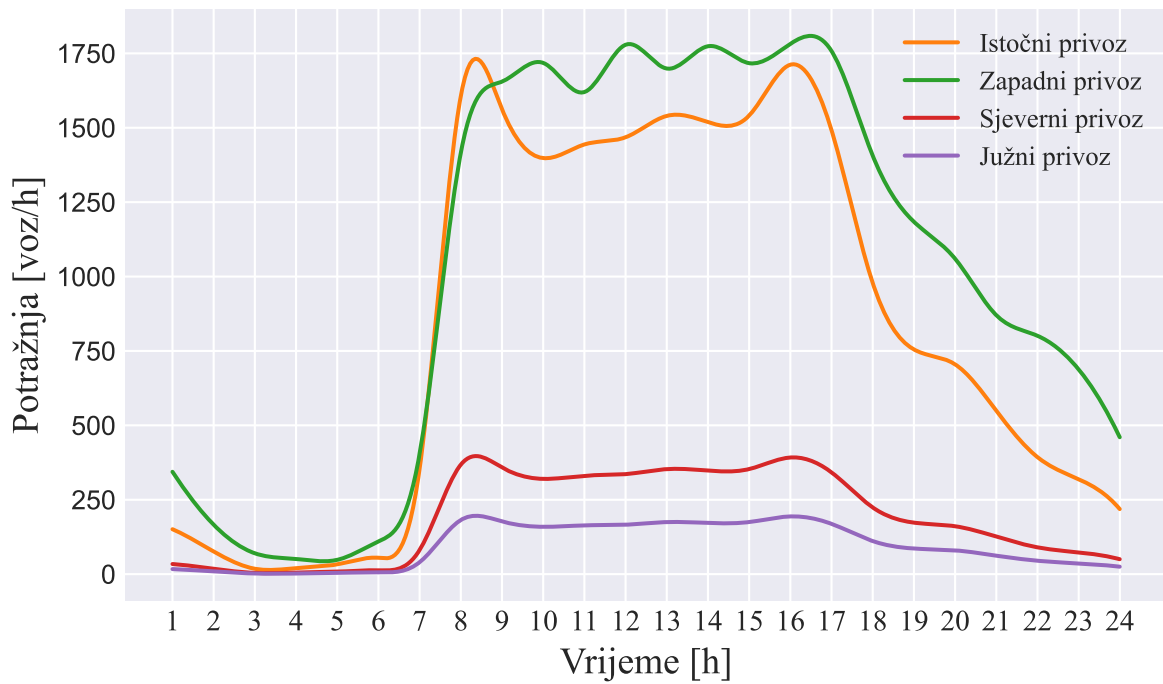


Slika 17: Signalni planovi raskrižja R_3

4.3. Prijevozna potražnja

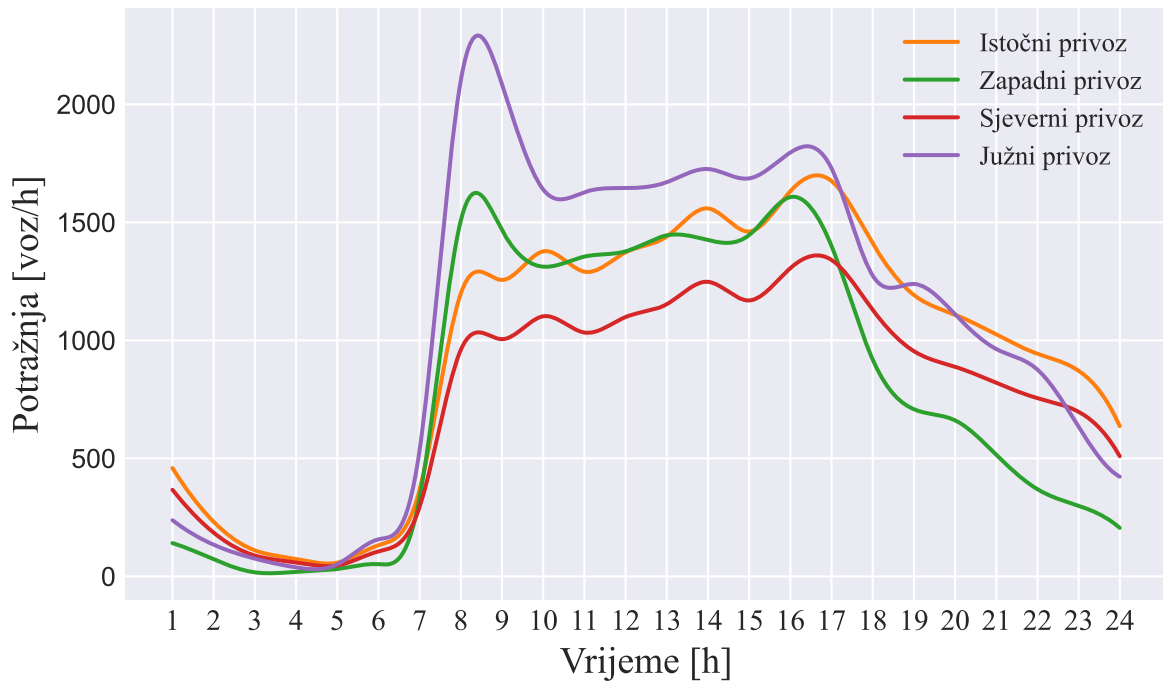
Prijevozna potražnja korištena unutar modela zasniva se na [35]. Tijekom simulacije na svim privozima generira se promjenjivi iznos prometnog toka. Na grafikonu 1 vidljiva je prijevozna potražnja na raskrižju R_1 . Prometno opterećenje znatno je povećano između popodnevnoga i jutarnjeg vršnog sata na istočnom i zapadnom privozu. Najveće prometno opterećenje nalazi se na zapadnom privozu s minimalnim iznosom od 48 [voz/h] i maksimalnim iznosom od 1.782 [voz/h]. Raskrižje R_2 najopterećenije je u odnosu na raskrižja R_1 i R_3 . Na grafikonu 2 vidljivo je znatno opterećenje tijekom jutarnjeg i popodnevnoga vršnog sata na svim privozima. Najveće prometno opterećenje nalazi se na južnom privozu s minimalnim iznosom od 38 [voz/h] i maksimalnim iznosom od 2.102 [voz/h]. Na grafikonu 3 prikazano je prometno opterećenje raskrižja R_3 . Iz grafikona je vidljivo značajno prometno opterećenje tijekom jutarnjeg i popodnevnoga vršnog sata na istočnom i zapadnom privozu. Najveće prometno opterećenje nalazi se na istočnom privozu s minimalnim iznosom od 40 [voz/h] i maksimalnim iznosom od 1.971 [voz/h].

Prijevozna potražnja - raskrižje R₁



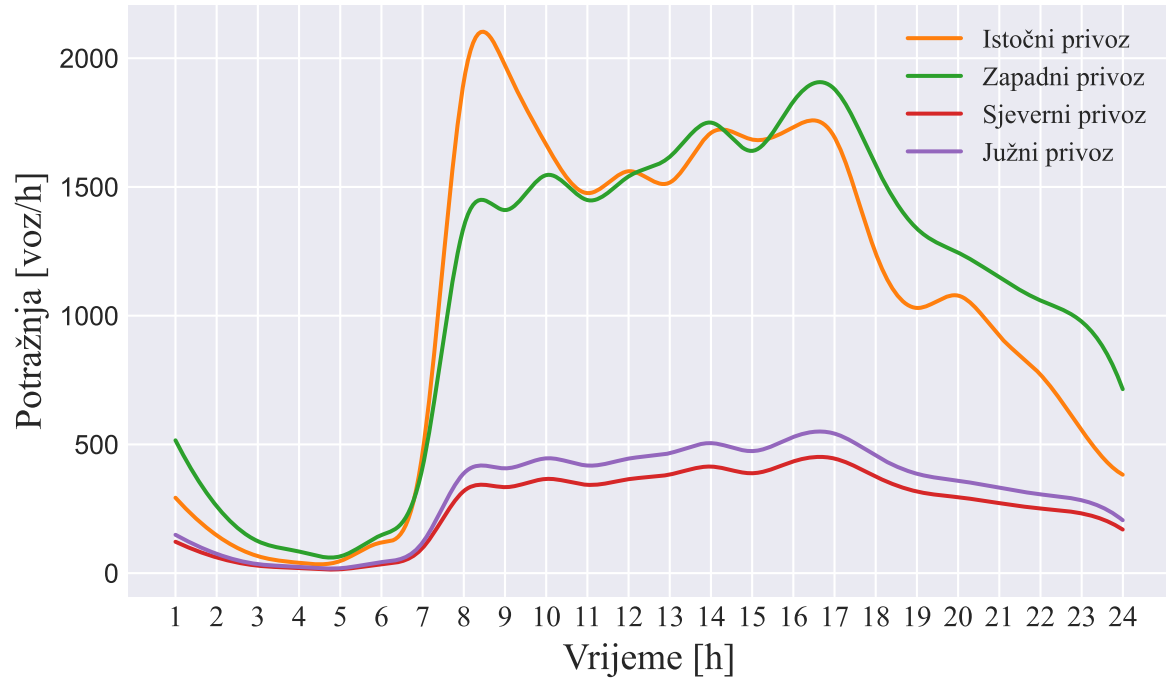
Grafikon 1: *Prijevozna potražnja - raskrižje R₁*

Prijevozna potražnja - raskrižje R₂



Grafikon 2: *Prijevozna potražnja - raskrižje R₂*

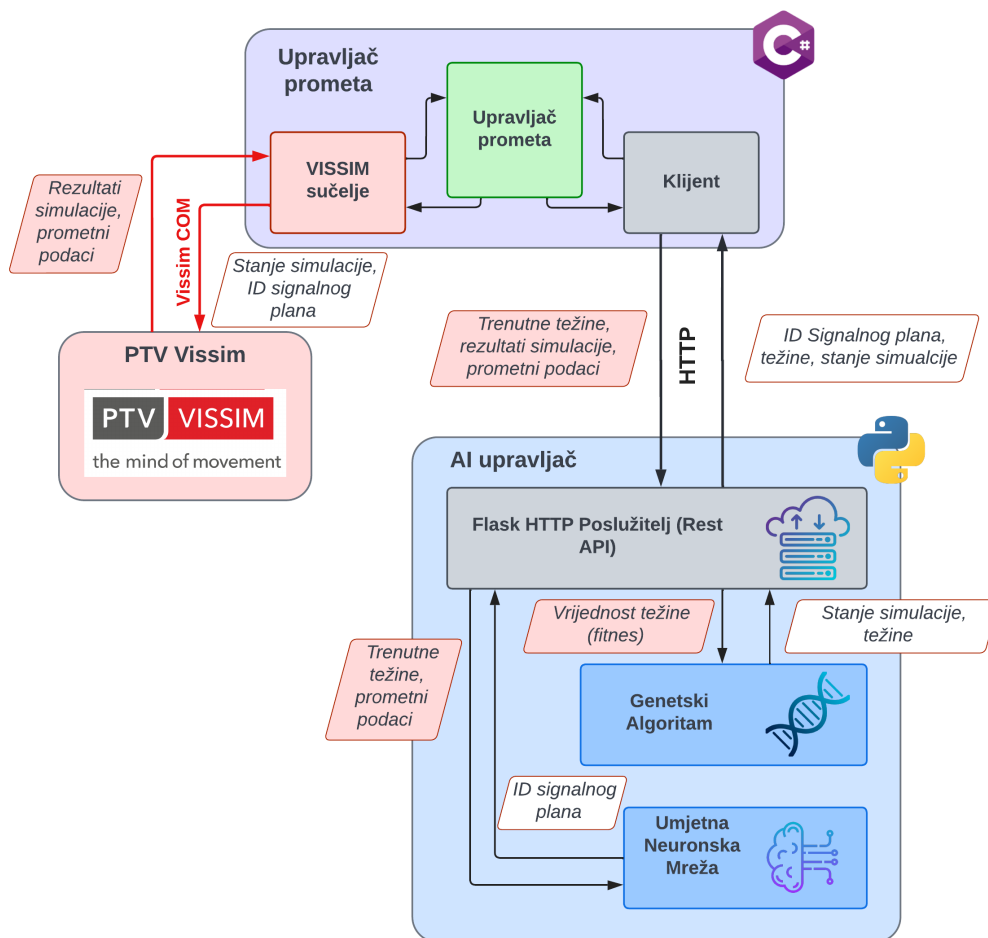
Prijevozna potražnja - raskrižje R₃



Grafikon 3: *Prijevozna potražnja - raskrižje R₃*

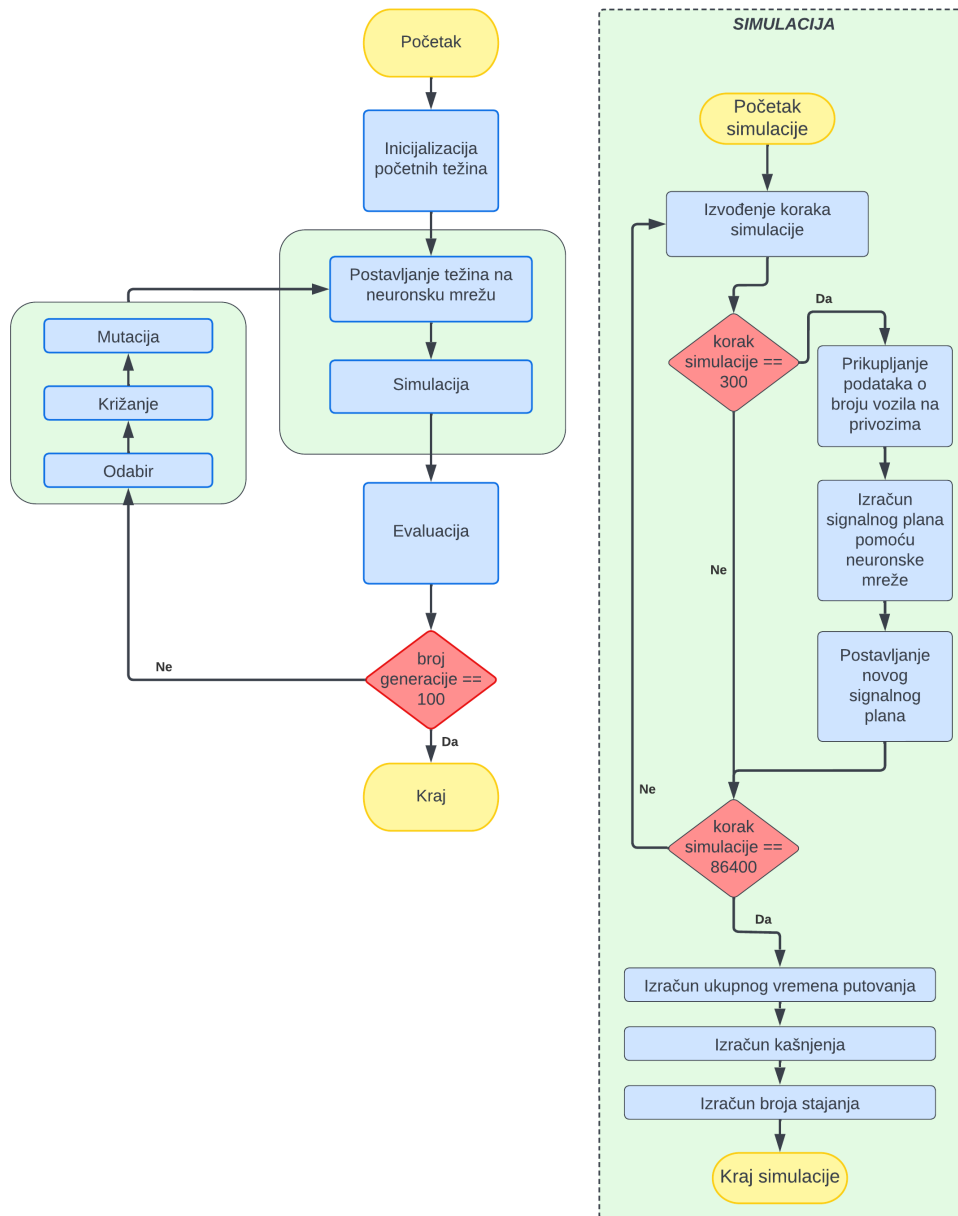
5. Implementacija koordiniranog upravljanja raskrižja sa semaforima

Razvijeni sustav upravljanja zasniva se na primjeni neuronske mreže u svrhu određivanja signalnog plana te genetskog algoritma za optimizaciju težina neuronske mreže. Arhitektura razvijenog sustava prikazana je na slici 18. Sustav se sastoji od tri glavna modula, PTV Vissim, Upravljač prometa i AI upravljač. Modul PTV Vissim predstavlja mikroskopski simulator Vissim koji pomoću Vissim COM-a komunicira s upravljačem prometa. Upravljač prometa predstavlja C# proces namijenjen pokretanju simulacije te evaluaciji rezultata. Modul AI upravljač predstavlja Python proces namijenjen upravljanju neuronske mreže te genetskog algoritma. Unutar ovog poglavlja detaljno su opisani pojedini implementirani moduli te sam proces simulacije.



Slika 18: Arhitektura sustava

Upravljač prometa predstavlja C# proces namijenjen upravljanju cjelokupnim sustavom. Modul se zasniva na tri razvijene komponente, svaka namijenjena različitim funkcijama. Komunikacija prema Vissim simulatoru ostvarena je primjenom Vissim sučelje komponente koja se zasniva na Vissim COM komunikaciji. Komunikacija prema AI upravljaču ostvarena je pomoću Klijent komponente. Dijagram toka rada implementiranog sustava upravljanja prikazan je slici 19.



Slika 19: Dijagram toka sustava

Proces upravljanja započinje generiranjem inicijalnih težina neuronske mreže te njihovog postavljanja na neuronsku mrežu. Nakon navedenoga pokreće se proces simulacije tijekom kojeg

Upravljač prometa konstantno komunicira s PTV Vissim simulatorom. Svakih 300 simulacijskih sekundi prikupljaju se podatci o broju vozila sa svih privoza svakog raskrižja modela (slika 14). Prikupljeni podatci šalju se neuronskoj mreži kao ulazni vektor (tablica 2). Na osnovu ulaznih podataka o broju vozila na privozima izračunava se trenutno najbolji signalni plan (tablica 1). Izračunati signalni plan nadalje se šalje PTV Vissim simulatoru te se postavlja na sva raskrižja u mreži. Kada se simulacija završi, Upravljač prometa prikuplja podatke o ukupnom vremenu putovanja, kašnjenju i broju stajanja. Simulacije se izvode za sve težine iz inicijalne populacije. Nakon izvedenih simulacija za sve težine, vrijednost ukupnog vremena putovanja uzima se za evaluaciju primjenom genetskog algoritma. Težine s najmanjom vrijednosti ukupnog vremena putovanja uzimaju se za sljedeću generaciju pomoću procesa odabira. Odabrane težine nadalje se križaju i mutiraju u svrhu stvaranja nove populacije. Proces se ponavlja sve dok uvjet optimizacije nije zadovoljen odnosno dok se nije izvršio zadani broj generacija (pseudokôd 2).

Pseudokôd 2 Implementirani algoritam upravljanja

```
Inicijaliziraj broj generacija  $n=100$ 
Generiraj slučajan skup početne populacije (težina) veličine  $P=5$ ;
Inicijaliziraj  $i = 0$ ;
Ponavljaj dok je  $i < n$ :
    Za svaku težinu  $w$  iz  $P$ :
        Izvrši simulaciju;
    Evaluiraj rezultate svake težine  $w$  iz populacije  $P$ ;
    Odaberi dvije težine s najmanjim  $TTT$ ;
    Stvori nove težine  $w$  koristeći križanje;
    Mutiraj nove težine iz populacije;
    Generiraj novu populaciju  $P$ ;
    Izračunaj  $i++$ ;
```

Modul AI upravljač zadužen je za upravljanje neuronskom mrežom i genetskim algoritmom. AI upravljač sastoji se od komponenti Flask poslužitelj za prijenos hipertekstualnih datoteka (engl. *HyperText Transfer Protocol - HTTP*), Genetskog algoritma i Umjetne neuronske mreže kao što je prikazano na slici 18. HTTP poslužitelj služi za komunikaciju s Upravljačem prometa primjenjujući HTTP GET i POST zahtjeve. Implementirana neuronska mreža prikazana je na slici 20. Korištena neuronska mreža sastoji se od 19 ulaznih neurona, 12 skrivenih neurona i četiri izlazna neurona. Broj ulaznih neurona definiran je brojem privoza raskrižja, broj izlaznih neurona definiran je na osnovu unaprijed određenih signalnih planova. Sagleda li se broj skrivenih neurona uzeta je prosječna vrijednost zbroja ulaznih i izlaznih neurona. Neuronima skrivenoga

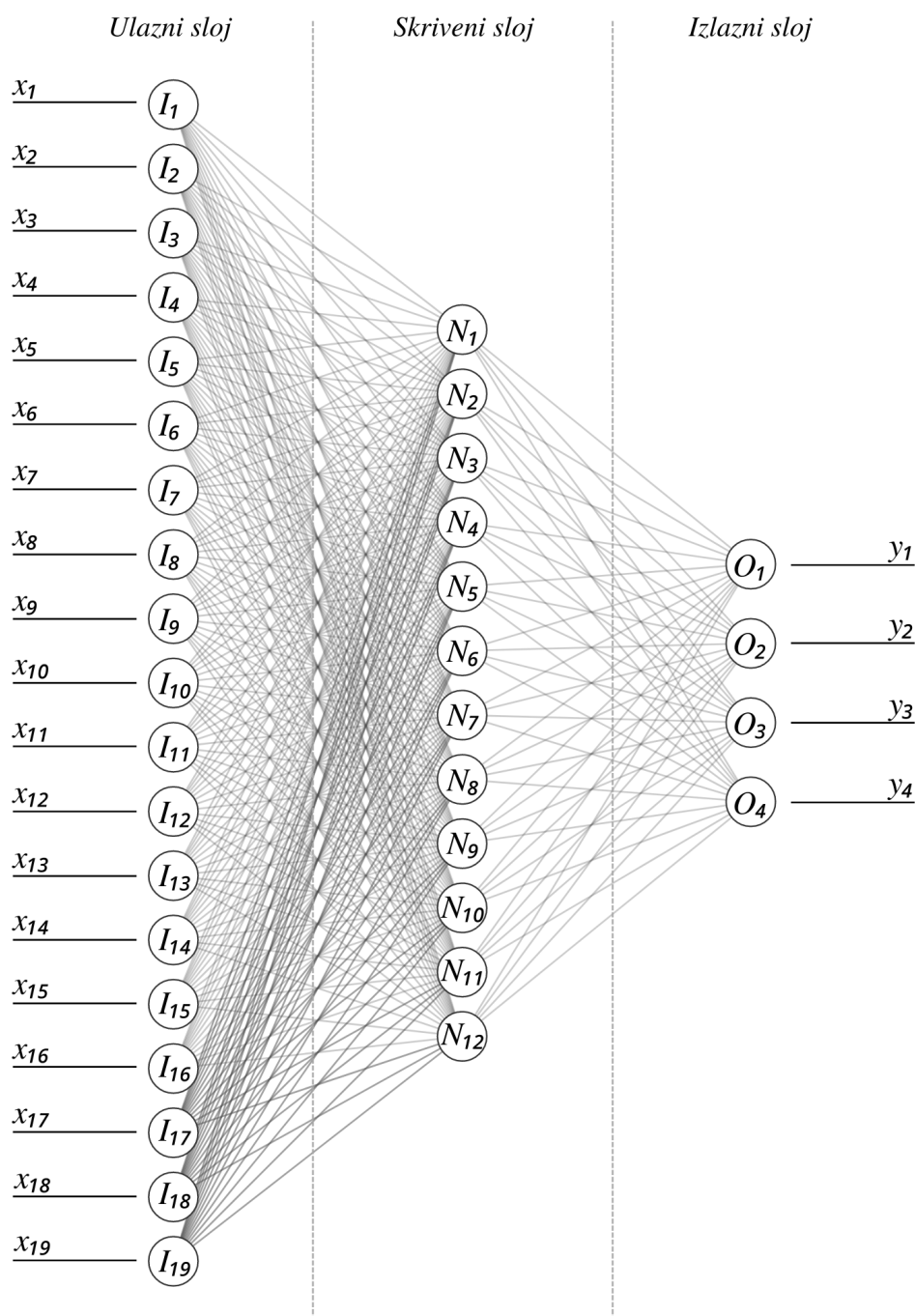
i izlaznog sloja implementirana je sigmoidna aktivacijska funkcija. Izlazni vektor predstavlja identifikacijski broj (tablica 1) signalnih planova prikazanih na slikama 15, 16 i 17. Ulazni vektor neuronske mreže predstavlja prikupljene podatke o broju vozila s pojedinog privoza modela 14 (tablica 2).

Tablica 1: *Prikaz izlaznog vektora neuronske mreže*

<i>Izlaz</i>	<i>Vrijednost</i>
y_1	ID Signalnog plana - 1
y_2	ID Signalnog plana - 2
y_3	ID Signalnog plana - 3
y_4	ID Signalnog plana - 4

Tablica 2: *Prikaz ulaznog vektora neuronske mreže*

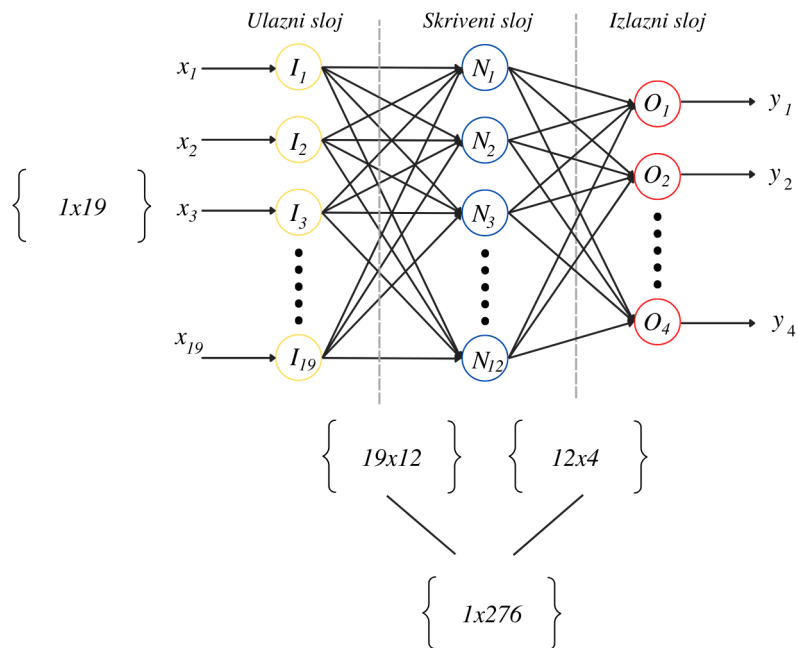
<i>Ulaz</i>	<i>Vrijednost</i>
x_1	Raskrižje R_1 istočni privoz, smjer ravno i desno
x_2	Raskrižje R_1 istočni privoz, smjer lijevo
x_3	Raskrižje R_1 južni privoz
x_4	Raskrižje R_1 zapadni privoz
x_5	Raskrižje R_1 sjeverni privoz
x_6	Raskrižje R_2 istočni privoz, smjer ravno
x_7	Raskrižje R_2 istočni privoz, smjer lijevo
x_8	Raskrižje R_2 južni privoz, smjer ravno
x_9	Raskrižje R_2 južni privoz, smjer lijevo
x_{10}	Raskrižje R_2 zapadni privoz, smjer ravno
x_{11}	Raskrižje R_2 zapadni privoz, smjer lijevo
x_{12}	Raskrižje R_2 sjeverni privoz, smjer ravno
x_{13}	Raskrižje R_2 sjeverni privoz, smjer lijevo
x_{14}	Raskrižje R_3 istočni privoz, smjer ravno i desno
x_{15}	Raskrižje R_3 istočni privoz, smjer lijevo
x_{16}	Raskrižje R_3 južni privoz
x_{17}	Raskrižje R_3 zapadni privoz, smjer ravno
x_{18}	Raskrižje R_3 zapadni privoz, smjer lijevo
x_{19}	Raskrižje R_3 sjeverni privoz



Slika 20: Implementirana neuronska mreža

Kako bi se analizirao način rada implementiranog algoritma kroz simulacije izvršeno je 100 generacija genetskog algoritma. Inicijalna veličina kromosoma iznosila je 276 gena. Inicijalizacija kromosoma prema težinama neuronske mreže prikazana je na slici 21. Proces se zasniva na matematičkim funkcijama pretvorbe matrica u vektore i ulančavanja vektora (*engl. Vector Concatenation*). Pretvorbom matrica težina između ulaznog i skrivenog te skrivenog i izlaznog sloja u vektore omogućuje se ulančavanje istih. Ulančavanjem vektora dobiva se inicijalni kromosom duljine 276 gena. Veličina populacije iznosila je pet kromosoma, a broj

roditelja odabranih procesom odabira iznosi dva. Kako optimizacija ne bi zapela u lokalnom minimumu definiran je postotak mutacije gena svake generacije u iznosu od 10 [%] odnosno 27 gena. Optimizacijska funkcija zasniva se na minimiziranju vrijednosti ukupnog vremena putovanja. Osnovni parametri implementiranog genetskog algoritma prikazani su u tablici 3.



Slika 21: Inicijalizacija kromosoma od težina neuronske mreže

Tablica 3: Parametri implementiranog genetskog algoritma

Parametar genetskog algoritma	Vrijednost
Broj generacija	100
Veličina kromosoma	276
Veličina populacije	5x276
Broj roditelja	2
Postotak mutacije	10 % (27 gena)
Optimizacijska funkcija	min(Ukupno vrijeme putovanja)

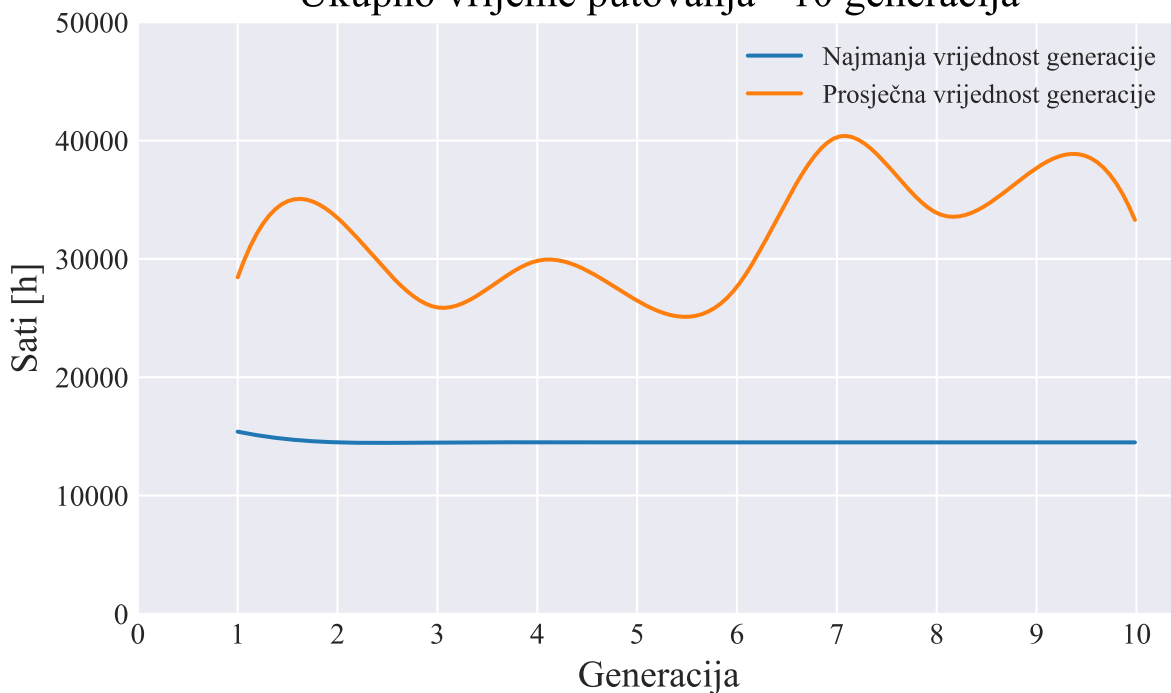
6. Analiza simulacijskih rezultata

Unutar ovog poglavlja prikazani su i opisani simulacijski rezultati dobiveni simuliranjem prometnog modela raskrižja i sustava upravljanja. Za izračun i grafički prikaz rezultata primijenjeno je simulacijsko okruženje opisano u poglavlju 4. Simuliranjem su ispitane različite konfiguracije signalnog plana zasnovane na slučajnom odabiru te konfiguracije signalnog plana odabrane na osnovu proračuna implementiranog sustava opisanog u poglavlju 5. Da bi se procijenio utjecaj implementiranog sustava upravljanja za analizu su korišteni sljedeći prometni pokazatelji: Ukupno vrijeme putovanja, kašnjenje i broj stajanja. Kao referentna vrijednost prometnih pokazatelja uzeta je vrijednost prometnih pokazatelja postignutih sustavom upravljanja zasnovanom na ustaljenom signalnom planu. Simulacije su provedene na prijevoznim potražnjama opisanim unutar poglavlja 4.

6.1. Analiza prometnih pokazatelja

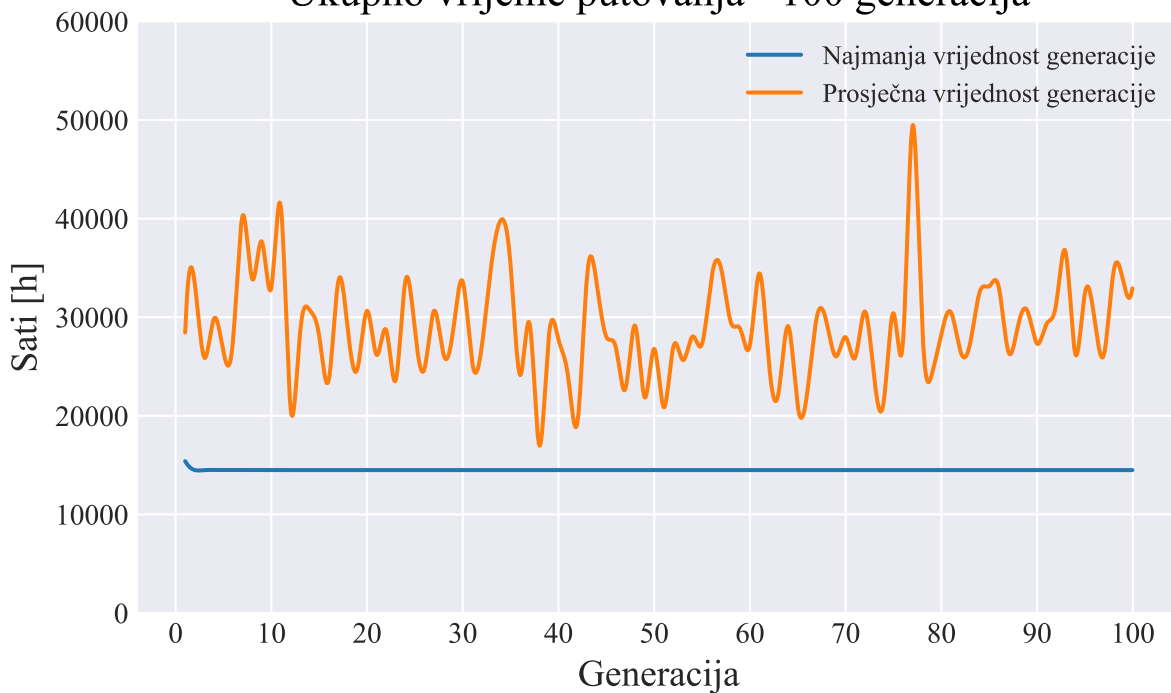
Na grafikonu 4 prikazana je vrijednost ukupnog vremena putovanja nakon 10 generacija genetskog algoritma. Prikazane su prosječne vrijednosti cijele generacije te najmanja vrijednost generacije. Vidljivo je kako tijekom 10 generacija prosječna vrijednost generacije znatno oscilira s najmanjom vrijednošću od 25.896,61 [h] i najvećom vrijednošću od 40.288,40 [h]. Također je vidljivo kako najmanja vrijednost u prvoj generaciji iznosi 15.398,41 [h] te se unutar druge generacije smanji na 14.493,91 [h] nakon čega ostaje konstantna. Na grafikonu 5 također je prikazana vrijednost ukupnog vremena putovanja, ali nakon 100 generacija. Iz grafikona je vidljivo kako prosječna vrijednost generacije i dalje značajno oscilira, ali s najmanjom vrijednošću od 16.982,76 [h] i najvećom vrijednošću od 49.459,08 [h] dok najmanja vrijednost ostaje i dalje konstantna.

Ukupno vrijeme putovanja - 10 generacija



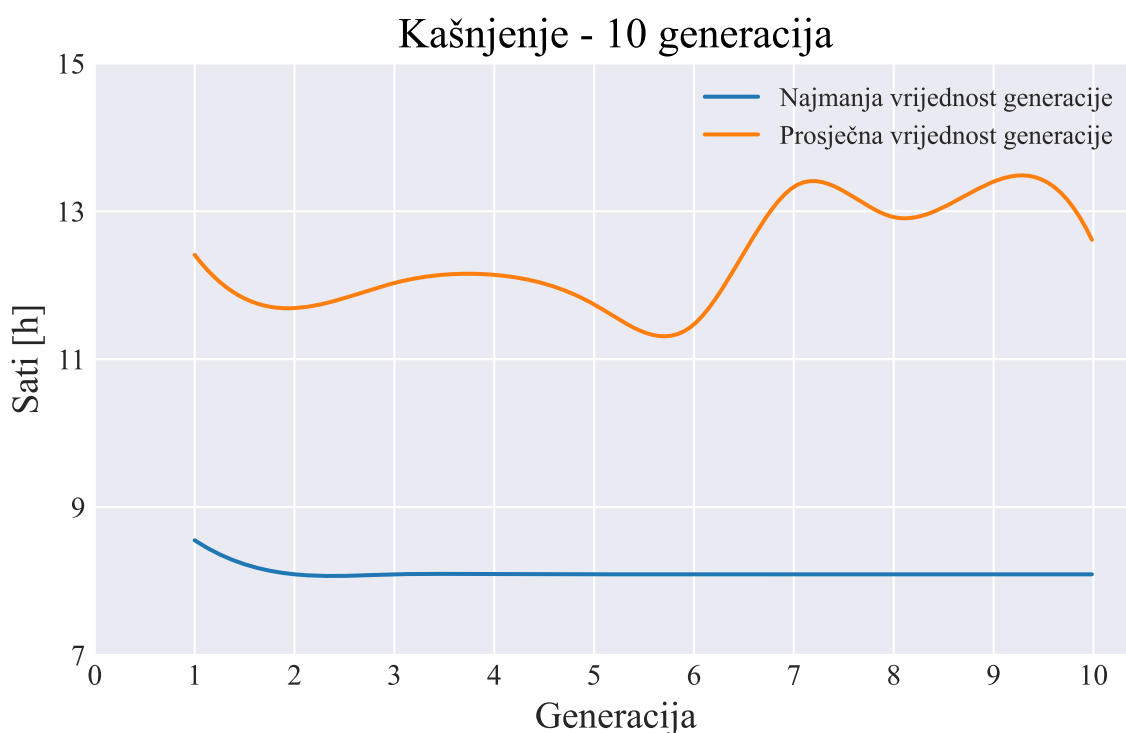
Grafikon 4: Iznos ukupnog vremena putovanja - 10 generacija

Ukupno vrijeme putovanja - 100 generacija

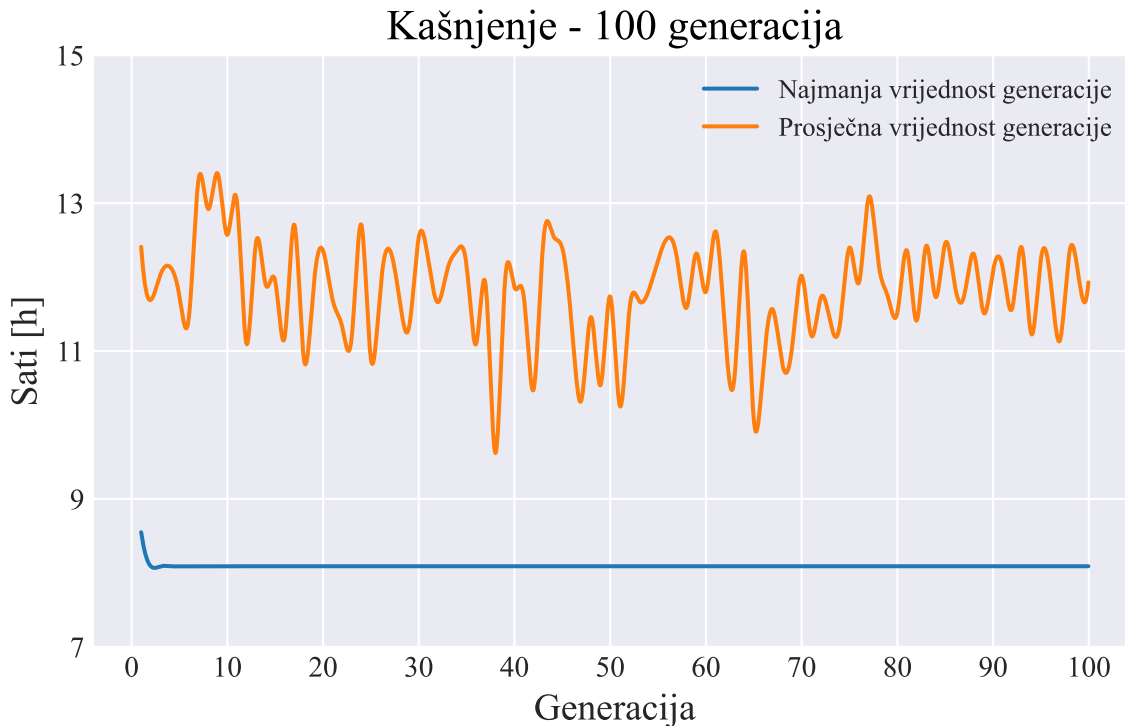


Grafikon 5: Iznos ukupnog vremena putovanja - 100 generacija

Na grafikonu 6 prikazana je vrijednost kašnjenja tijekom 10 generacija genetskog algoritma. Kao i za ukupno vrijeme putovanja prikazane su prosječne i najmanje vrijednosti generacija. Iz grafikona je vidljivo da prosječna vrijednost kašnjenja također kao i ukupno vrijeme putovanja oscilira s najmanjom vrijednošću od 11,47 [h] i najvećom vrijednošću od 13,40 [h]. Vidljivo je kako najmanja vrijednost kašnjenja generacije prati trend najmanje vrijednosti ukupnog vremena putovanja. U prvoj generacija najmanja vrijednost kašnjenja iznosila je 8,55 [h] te se također unutar druge generacije smanjila na 8,09 [h]. Na grafikonu 7 također su prikazane vrijednosti kašnjenja, ali nakon 100 generacija. Vidljivo je kako i tijekom 100 generacija najmanja vrijednost kašnjenja nastavlja pratiti trend najmanje vrijednosti ukupnog vremena putovanja. Prosječna vrijednost kašnjenja tijekom 100 generacija oscilira s najmanjom vrijednošću od 9,61 [h] i najvećom vrijednošću od 13,40 [h].

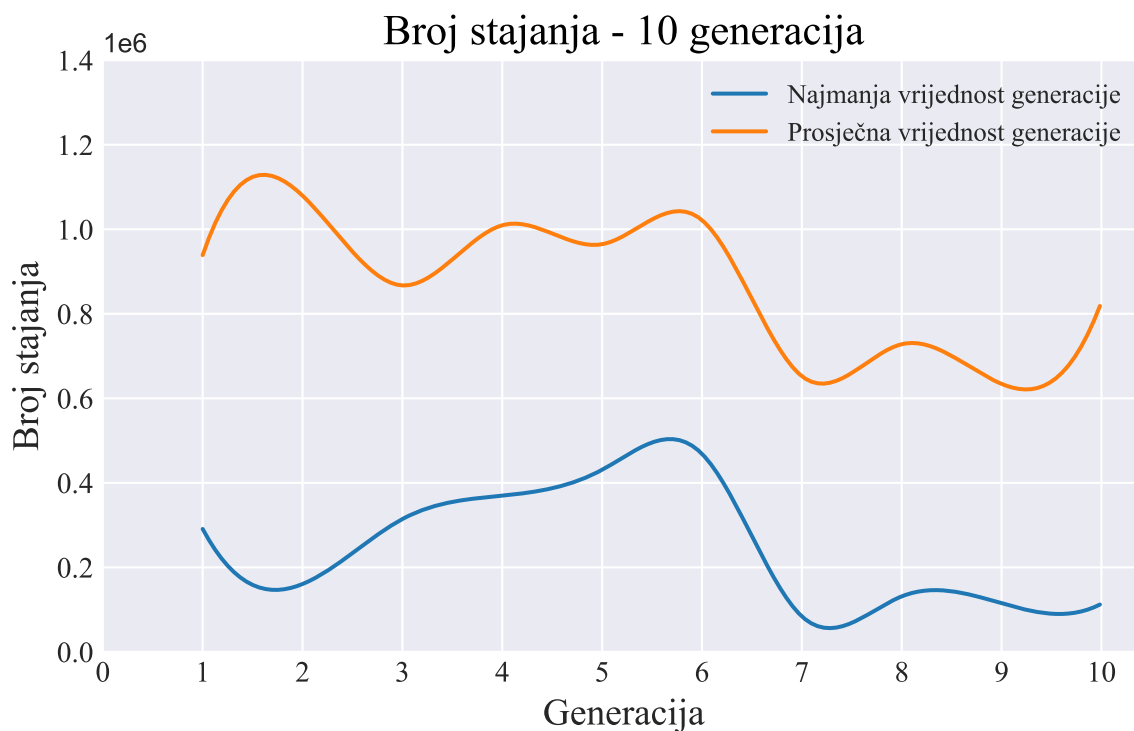


Grafikon 6: Iznos kašnjenja - 10 generacija

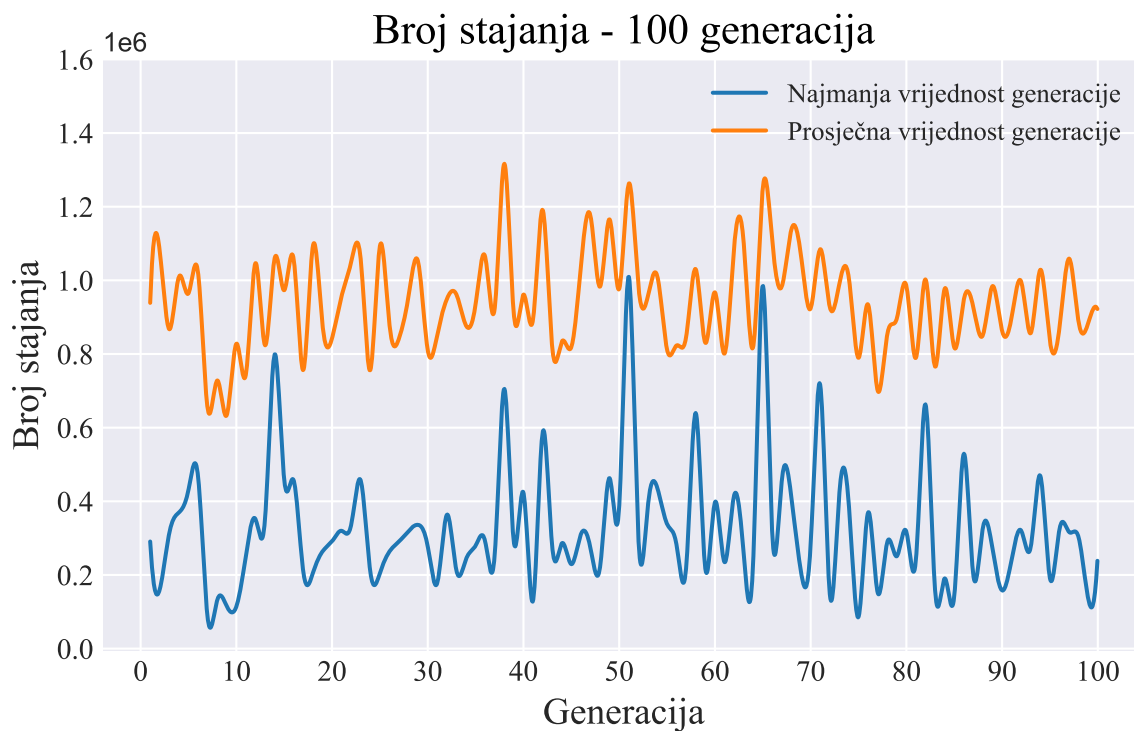


Grafikon 7: Iznos kašnjenja - 100 generacija

Na grafikonu 8 prikazana je vrijednost broja stajanja tijekom 10 generacija genetskog algoritma. Na grafikonu su prikazane prosječne vrijednosti i najmanje vrijednosti generacije. Iz grafikona je vidljivo da prosječna vrijednost broja stajanja oscilira s najmanjom vrijednošću od 634.093 stajanja i najvećom vrijednošću od 1.079.618 stajanja. Također je vidljivo kako najmanja vrijednost također oscilira od generacije do generacije s najmanjom vrijednošću od 83.955 stajanja i najvećom vrijednošću od 468.648 stajanja. Na grafikonu 9 prikazane su vrijednosti broja stajanja tijekom 100 generacija genetskog algoritma. Vidljivo je kako i dalje prosječne vrijednosti broja stajanja generacije osciliraju s najmanjom vrijednošću od 634.093 stajanja i najvećom vrijednošću od 1.316.640 stajanja. Sagleda li se najmanja vrijednost generacije također se nastavljaju oscilacije s najmanjom vrijednošću od 83.955 stajanja i najvećom vrijednošću od 1.010.334 stajanja.

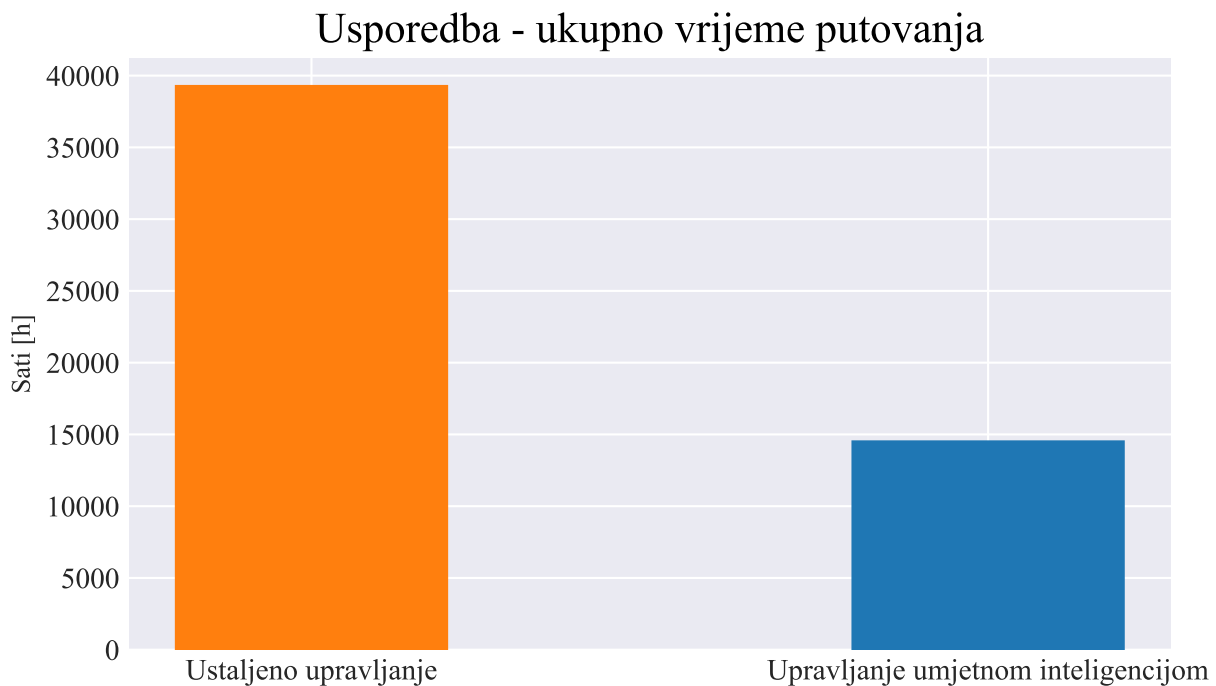


Grafikon 8: Iznos stajanja - 10 generacija

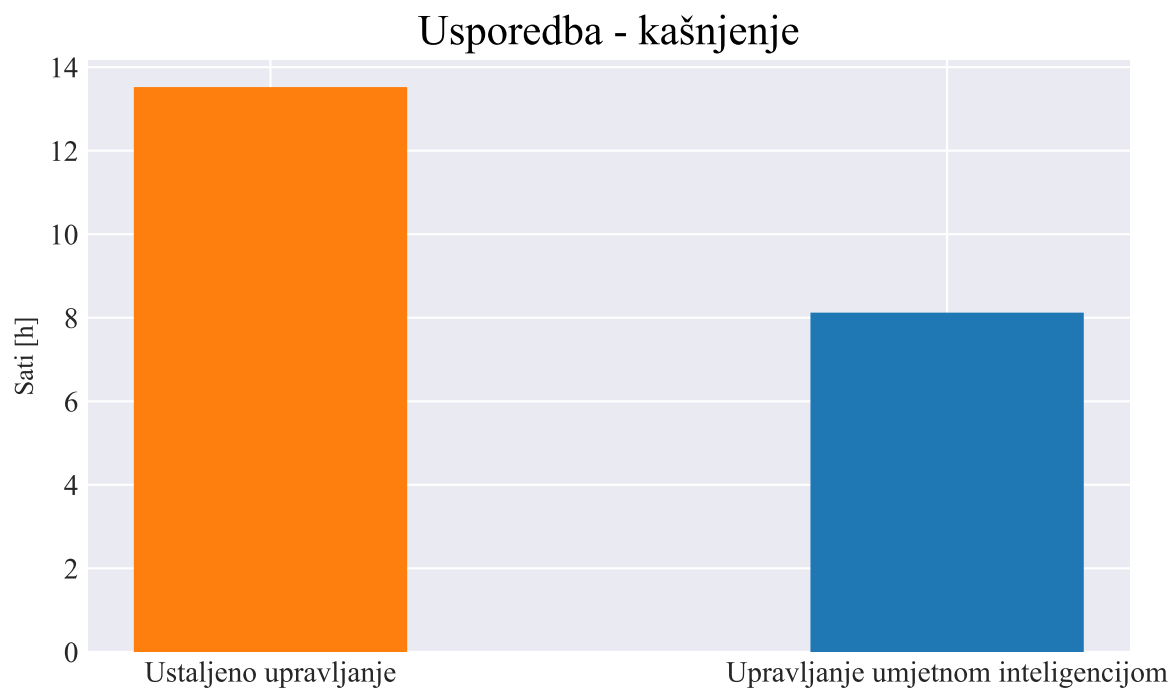


Grafikon 9: Iznos stajanja - 100 generacija

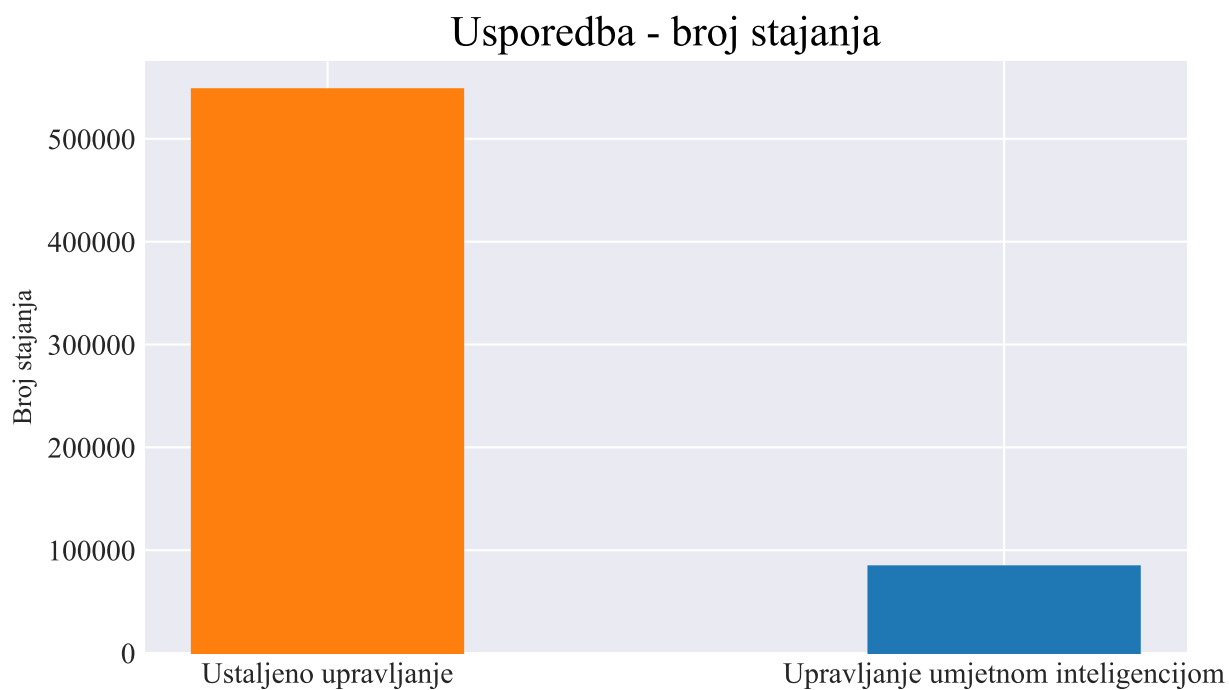
Sagleda li se ustaljeni sustav upravljanja i sustav upravljanja zasnovan na umjetnoj inteligenciji vidljiva su značajna poboljšanja prometnih parametara. Na grafikonu 10 prikazana je usporedba vrijednost ukupnog vremena putovanja postignutog ustaljenim sustavom upravljanja i najmanja vrijednost ostvarena sustavom zasnovanim na upravljanju umjetnom inteligencijom. Vrijednost ukupno vremena putovanja ustaljenog sustava upravljanja iznosila je 39.257,93 [h] dok kod sustava upravljanja zasnovanog na umjetnoj inteligenciji 14.493,91 [h]. Usporedi li se parametar kašnjenja (grafikon 11), postignuta vrijednost ustaljenim sustavom upravljanja iznosila je 13,49 [h] dok kod sustava zasnovanog na umjetnoj inteligenciji 8,09 [h]. Broj stajanja kod sustava zasnovanog na umjetnoj inteligenciji iznosio je 83.955 stajanja dok kod ustaljenog sustava upravljanja ta vrijednost iznosila je 547.951 stajanja (grafikon 12).



Grafikon 10: *Usporedba ukupnog vremena putovanja*



Grafikon 11: *Usporedba kašnjenja*



Grafikon 12: *Usporedba broja stajanja*

6.2. Diskusija o dobivenim rezultatima

Unutar ovog rada sprovedene su simulacije ustaljenog sustava upravljanja i sustava upravljanja zasnovanog na umjetnoj inteligenciji. Dobiveni rezultati prikazani su u tablici 4. Iz tablice 4 je vidljivo kako sustav upravljanja zasnovan na umjetnoj inteligenciji znatno utječe i regulira ponašanje prometnog toka u odnosu na ustaljeni sustav upravljanja. Sagleda li se parametar ukupnog vremena putovanja, kod ustaljenog sustava upravljanja, prosječna vrijednost iznosila je 39.257,93 [h] dok kod sustava upravljanja zasnovanog na umjetnoj inteligenciji ukupno vrijeme putovanja iznosilo je 14.493,91 [h]. Usporede li se vrijednosti postignuto je poboljšanje od 63,08 %. Prometni parametar kašnjenja također je pratio trend ukupnog vremena putovanja. Kašnjenje kod ustaljenog sustava upravljanja iznosilo je 13,49 [h], dok kod sustava upravljanja zasnovanog na umjetnoj inteligenciji iznosilo je 8,09 [h]. Primjenom upravljanja postignu je poboljšanje kašnjenja u iznosu od 40,02 %. Broj stajanja vozila tijekom simulacije za ustaljeni sustav upravljanja iznosio je 547.951 stajanja dok za sustav zasnovan na umjetnoj inteligenciji iznosio je 83.955 stajanja. Broj stajanja značajno je smanjen u iznosu od 84,68 %.

Sagledaju li se grafikoni 5 i 7 vidljivo je kako je optimum pronađen u drugoj generaciji genetskog algoritma te se nije mijenjao do zadnje generacije. Razlog tomu proizlazi iz činjenice da je sustav izmjenjivao unaprijed definirane signalne planove te je uspio pronaći njihovu optimalnu kombinaciju. Također vidljivo je kako genetski algoritam primjenom mutacija pokušava pronaći drugi minimum, ali ne uspijeva unutar definiranih granica genetskog algoritma.

Tablica 4: *Usporedba ustaljenog sustava upravljanja i sustava zasnovanog na umjetnog inteligenciji*

<i>Prometni parametar</i>	<i>Ustaljeni sustav upravljanja</i>	<i>Upravljanje umjetnom inteligencijom</i>	<i>Poboljšanje [%]</i>
<i>Ukupno vrijeme putovanja [h]</i>	39.257,93	14.493,91	63,08 %
<i>Kašnjenje [h]</i>	13,49	8,09	40,02 %
<i>Broj stajanja</i>	547.951	83.955	84,68 %

7. Zaključak

Unatoč svojim prednostima u upravljanju prometom na raskrižjima, semaforizirano upravljanje u određenim uvjetima može uzrokovati zagušenja. Ovakva pojava najčešće se pojavljuje kod raskrižja koja opslužuju visoku razinu prijevozne potražnje bez prilagođenog signalnog plana. Posljedica ovakvih pojava očituje se u smanjenju LoS-a, frustracije vozača, povećanjem prometnih nesreća i nezgoda te povećanim negativnim ekološkim utjecajem. Kako bi se smanjili negativni učinci razvijeni su različiti sustavi iz domene ITS-a. Jedan od razvijenih sustava je i adaptivno upravljanje raskrižjima sa semaforima.

Adaptivno upravljanje raskrižjima sa semaforima svojim značajkama omogućuje prilagodbu signalnog plana trenutnoj prijevoznoj potražnji i posljedično smanjuje negativan utjecaj zagušenja. Unutar ovog rada uspješno je implementiran upravljački algoritam zasnovan na primjeni umjetne inteligencije. Algoritam upravljanja zasniva se na primjeni genetskog algoritma, umjetnih neuronskih mreža te dohvatit stvarnovremenskih podataka o stanju prometa pomoću simulacijskog alata PTV Vissim. Prikupljeni podatci o broju vozila na privozima raskrižja obrađuju se pomoću umjetne neuronske mreže ne na njihovu osnovu odabire se unaprijed definiran signalni plan. Genetski algoritam zaslužan je za optimizaciju težina umjetne neuronske mreže. Navedeni algoritam upravljanja implantiran je pomoću skriptnog jezika *C#*, a prometni tok i model mreže raskrižja simuliran u mikroskopskom simulatoru PTV Vissim.

Analizom dobivenih rezultata pokazano je kako implementirani sustav zasnovan na umjetnoj inteligenciji značajno poboljšava prometne parametre mreže raskrižja. Kao referentna vrijednost prometnih parametara uzeta je vrijednost postignuta ustaljenim sustavom upravljanja. Promatrani prometni parametri tijekom simulacije bili su ukupno vrijeme putovanja, kašnjenje i broj stajanja vozila. Sagleda li se ukupno vrijeme putovanja, postignuto je smanjenje u iznosu od 24.764,02 [h] odnosno poboljšanje u iznosu od 63,08 %. Parametar kašnjenja smanjen je za 5,40 [h] odnosno postignuto je poboljšanje od 40,02 %. Parametar broja stajanja najviše je optimiziran, broj stajanja vozila smanjen je za 463.996 stajanja odnosno postignuto je poboljšanje od 84,68 %.

Kao krajnji zaključak na sveobuhvatnoj analizi dobivenih rezultata može se zaključiti kako se primjenom tehnologija umjetne inteligencije može znatno poboljšati upravljanje mrežom

raskrižja sa semaforima. Odabir tehnologije ovisi o prometnim karakteristikama i složenosti prometne mreže. Navedeno predstavlja izazov i motivaciju za daljnji rad i istraživanja u ovom području s ciljem postizanja još boljih rezultata sustava upravljanja mrežom raskrižja. Kao prijedlog za daljnji rad predlaže se razvijanje i implementacija sustava koji koristi zasebne neuronske mreže na pojedinom raskrižju i generira signalni plan na osnovu prijevozne potražnje umjesto odabira unaprijed definiranih uz naglasak na stvarnovremenski rad u okolini (autonomnih) umreženih vozila.

Popis literature

- [1] Bošnjak, I., Badanjak, D. *Osnove prometnog inženjerstva*. Sveučilište u Zagrebu, Fakultet prometnih znanosti, Zagreb, 2005.
- [2] Bošnjak, I. *Inteligentni transportni sustavi 1*. Sveučilište u Zagrebu, Fakultet prometnih znanosti, Zagreb, 2006.
- [3] Transportation Research Board, Engineering National Academies of Sciences, and Medicine. *Operation of Traffic Signal Systems in Oversaturated Conditions, Volume 1 – Practitioner Guidance*. The National Academies Press, Washington, DC, 2014. Preuzeto s: <https://nap.nationalacademies.org/catalog/22290/operation-of-traffic-signal-systems-in-oversaturated-conditions-volume-1-practitioner-guidance>, [Pristupljeno: 14. srpnja 2022.].
- [4] Dijker T, and Furth P. Red clearance intervals: Theory and practice. *Transportation Research Record*, 1867:132–143, 01 2004. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/238077159_Red_Clearance_Intervals_Theory_and_Practice, [Pristupljeno: 20. srpnja 2022.].
- [5] Shah Sultan Mohiuddin Qadri S, Gökçe MA, Oner E. State-of-art review of traffic signal control methods: challenges and opportunities. *European Transport Research Review*, 12:1–23, 10 2020. Preuzeto s: <https://etr.springeropen.com/articles/10.1186/s12544-020-00439-1>, [Pristupljeno: 20. srpnja 2022.].
- [6] Taale H. Comparing methods to optimise vehicle actuated signal control. In *Eleventh International Conference on Road Transport Information and Control, 2002. (Conf. Publ. No. 486)*, pages 114–119, 2002. Preuzeto s: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1031635>, [Pristupljeno: 21. srpnja 2022.].
- [7] Shepherd SP. A review of traffic signal control. Working Paper 349, Leeds, UK, 1992. Preuzeto s: <https://eprints.whiterose.ac.uk/2217/>, [Pristupljeno: 20. srpnja 2022.].
- [8] Gartner N and Pooran F, Andrews C. Implementation of the OPAC adaptive control strategy in a traffic signal network. pages 195 – 200, 08 2001. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/3913710_Implementation_of_the_OPAC_adaptive_control_strategy_in_a_traffic_signal_network, [Pristupljeno: 23. srpnja 2022.].

- [9] Pavleski D, Nechoska Koltovska D, Ivanjko E. Evaluation of adaptive traffic control system utopia using microscopic simulation. In *2017 International Symposium ELMAR*, pages 17–20, 2017. Preuzeto s: <https://www.fpz.unizg.hr/eivanjko/publications.html>, [Pristupljeno: 2. kolovoza 2022.].
- [10] Henry JJ, Farges JL, and Tuffal J. The PRODYN real time traffic algorithm. 01 1984. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/255966438_The_PRODYN_real_time_traffic_algorithm, [Pristupljeno: 2. kolovoza 2022.].
- [11] Williams C. A brief introduction to artificial intelligence. In *Proceedings OCEANS '83*, pages 94–99, 1983. Preuzeto s: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1152096?reload=true>, [Pristupljeno: 5. kolovoza 2022.].
- [12] Marizel B, Salenga Ma.L. Bitter melon crop yield prediction using machine learning algorithm. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 9, 01 2018. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/324183626_Bitter_Melon_Crop_Yield_Prediction_using_Machine_Learning_Algorithm, [Pristupljeno: 5. kolovoza 2022.].
- [13] T, Siebourg-Polster J, Steiert B, Zhang JD Badillo S, Banfai B, Birzele F, Davydov I, Hutchinson L, Kam-Thong. An introduction to machine learning. *Clinical Pharmacology Therapeutics*, 107, 03 2020. Preuzeto s: <https://ascpt.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/cpt.1796>, [Pristupljeno: 6. kolovoza 2022.].
- [14] Liddy ED. Natural language processing. In *Encyclopedia of Library and Information Science*, 2nd Ed. NY: Marcel Decker, Inc. 2001. Preuzeto sa: <https://surface.syr.edu/istpub/63/>, [Pristupljeno: 7. kolovoza 2022].
- [15] O'Shaughnessy D. Automatic speech recognition. In *2015 CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON)*, pages 417–424, 2015. Preuzeto s: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7400411>, [Pristupljeno: 8. kolovoza 2022].
- [16] Zhang X, Peng Y, Xu X. An overview of speech recognition technology. In *2019 4th International Conference on Control, Robotics and Cybernetics (CRC)*, pages 81–85, 2019. Preuzeto s: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9058865>, [Pristupljeno: 8. kolovoza 2022].

- [17] Tolun M, Sahin S, Oztoprak K. *Expert Systems*. 12 2016. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/311692837_Expert_Systems, [Pristupljeno: 8. kolovoza 2022].
- [18] Sauer J. Planning and scheduling an overview. 01 2003. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/228503117_Planning_and_Scheduling_An_Overview, [Pristupljeno: 8. kolovoza 2022].
- [19] D Jiménez S, De la Rosa T, Fernandez S, Fernández F, Borrajo. A review of machine learning for automated planning. *The Knowledge Engineering Review*, 27, 12 2012. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/259426531_A_review_of_machine_learning_for_automated_planning, [Pristupljeno: 8. kolovoza 2022].
- [20] D, Yang GZ Andreu-Perez J, Deligianni F, Ravi. *Artificial Intelligence and Robotics*. 06 2017. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/318858866_Artificial_Intelligence_and_Robotics, [Pristupljeno: 8. kolovoza 2022].
- [21] Li X, Shi Y. Computer vision imaging based on artificial intelligence. In *2018 International Conference on Virtual Reality and Intelligent Systems (ICVRIS)*, pages 22–25, 2018. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/328912197_Computer_Vision_Imaging_Based_on_Artificial_Intelligence, [Pristupljeno: 8. kolovoza 2022].
- [22] Molnar C, Gair J. *Concepts of Biology - 1st Canadian Edition*. 2015. Preuzeto s: <https://opentextbc.ca/biology/>, [Pristupljeno: 9. kolovoza 2022].
- [23] Jain AK, Jianchang M, Mohiuddin KM. Artificial neural networks: a tutorial. *Computer*, 29(3):31–44, 1996. Preuzeto s: <https://ieeexplore.ieee.org/document/485891>, [Pristupljeno: 9. kolovoza 2022].
- [24] Carlucci S, Gagliano A, Baborska-Narozny M, Pittam J, Moschou C, Esland R, Dinh DL, Rodrigues F, Cosgrove J, Gruber J, McGill G, Littlewood J. *Smart Energy Control Systems for Sustainable Buildings*, volume 67. 06 2017. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/317379921_Smart_Energy_Control_Systems_for_Sustainable_Buildings, [Pristupljeno: 10. kolovoza 2022].
- [25] Ahmed H Nandi AK. *Artificial Neural Networks (ANNs)*, pages 239–258. 2019. Preuzeto s: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8958869>, [Pristupljeno: 10. kolovoza 2022].

- [26] Miletić M. Adaptivno upravljanje izoliranim semaforiziranim raskrižjem primjenom neuronskih mreža. „Diplomski rad, Sveučilište u Zagrebu, Fakultet prometnih znanosti, Zagreb, 2019. Dostupno na: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:119:502434>.
- [27] Słowik A, Kwasnicka H. Evolutionary algorithms and their applications to engineering problems. *Neural Computing and Applications*, pages 1–17, 2020. Preuzeto s: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-020-04832-8>, [Pristupljeno: 11. kolovoza 2022].
- [28] Câmara D. 1 - evolution and evolutionary algorithms. In *Bio-inspired Networking*, pages 1–30. Elsevier, 2015. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/301922896_1_Evolution_and_Evolutionary_Algorithms, [Pristupljeno: 11. kolovoza 2022].
- [29] Chao KH, Lee RH, Wang MH. An intelligent traffic light control based on extension neural network. pages 17–24, 09 2008. Preuzeto s: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-85563-7_8, [Pristupljeno: 18. kolovoza 2022.].
- [30] Foy M, Benekohal R, Goldberg D. Signal timing determination using genetic algorithms. *Transportation Research Record*, 1992. Preuzeto s: <https://www.semanticscholar.org/paper/SIGNAL-TIMING-DETERMINATION-USING-GENETIC-Foy-Benekohal/8a00719463746bfddb59d9671548ac0d24cd7856>, [Pristupljeno: 18. kolovoza 2022.].
- [31] De Oliveira MBW, Neto AD. Optimization of traffic lights timing based on multiple neural networks. In *2013 IEEE 25th International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, pages 825–832, 2013. Preuzeto s: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6735337>, [Pristupljeno: 18. kolovoza 2022.].
- [32] Miloš, J., Hršak, P. Utjecaj razmještaja zona ograničenja brzine na sustav upravljanja promjenjivim ograničenjem brzina na gradskim autocestama. Rektorova nagrada, Sveučilište u Zagrebu, Zagreb, 2021.
- [33] Higgs B, Abbas M, Medina A. Analysis of the Wiedemann car following model over different speeds using naturalistic data. 09 2011. Preuzeto s: https://www.researchgate.net/publication/281302974_Analysis_of_the_Wiedemann_Car_Following_Model_over_Different_Speeds_using_Naturalistic_Data, [Pristupljeno: 18. kolovoza 2022.].

- [34] PTV VISSIM. Preuzeto sa: <http://vision-traffic.ptvgroup.com/en-us/products/ptv-vissim/>
[Pristupljeno: kolovoz 2022.].
- [35] Miletić M, Kušić K, Gregurić M, Nečoska Koltovska D, Ivanjko E, Kalinić H. Creating a data-set for sustainable urban mobility analysis: Lessons learned. In *2020 International Symposium ELMAR*, pages 73–78, 2020. Preuzeto s: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9219038>, [Pristupljeno: 18. kolovoza 2022.].

Popis ilustracija

1	<i>Poopćeni model prometa [1]</i>	4
2	<i>Područja djelovanja umjetne inteligencije Izvor: [12]</i>	10
3	<i>Arhitektura ekspertnog sustava Izvor: [17]</i>	12
4	<i>Model prirodnog neurona Izvor: [22]</i>	14
5	<i>Model umjetnog neurona Izvor: [24]</i>	15
6	<i>Aktivacijske funkcije: a) Funkcija praga, b) djelomično linearna funkcija, c) sigmoidna funkcija i d) funkcija Gaussove normalne razdiobe Izvor: [23]</i>	16
7	<i>Model neuronske mreže Izvor: [25,26]</i>	16
8	<i>Gen, kromosom i populacija genetskog algoritma Izvor: [27]</i>	17
9	<i>Dijagram toka genetskog algoritma Izvor: [27]</i>	18
10	<i>Proces križanja Izvor: [28]</i>	19
11	<i>Proces mutacije Izvor: [28]</i>	19
12	<i>Simulacijsko okruženje</i>	22
13	<i>Vissim simulacija</i>	23
14	<i>Mikroskopski prometni model unutar Vissim simulatora</i>	24
15	<i>Signalni planovi raskrižja R_1</i>	25
16	<i>Signalni planovi raskrižja R_2</i>	26
17	<i>Signalni planovi raskrižja R_3</i>	27
18	<i>Arhitektura sustava</i>	30
19	<i>Dijagram toka sustava</i>	31
20	<i>Implementirana neuronska mreža</i>	34
21	<i>Inicijalizacija kromosoma od težina neuronske mreže</i>	35

Popis tablica

1	<i>Prikaz izlaznog vektora neuronske mreže</i>	33
2	<i>Prikaz ulaznog vektora neuronske mreže</i>	33
3	<i>Parametri implementiranog genetskog algoritma</i>	35
4	<i>Usporedba ustaljenog sustava upravljanja i sustava zasnovanog na umjetnog inteligenciji</i>	43

Popis grafikona

1	<i>Prijevozna potražnja - raskrižje R_1</i>	28
2	<i>Prijevozna potražnja - raskrižje R_2</i>	28
3	<i>Prijevozna potražnja - raskrižje R_3</i>	29
4	<i>Iznos ukupnog vremena putovanja - 10 generacija</i>	37
5	<i>Iznos ukupnog vremena putovanja - 100 generacija</i>	37
6	<i>Iznos kašnjenja - 10 generacija</i>	38
7	<i>Iznos kašnjenja - 100 generacija</i>	39
8	<i>Iznos stajanja - 10 generacija</i>	40
9	<i>Iznos stajanja - 100 generacija</i>	40
10	<i>Usporedba ukupnog vremena putovanja</i>	41
11	<i>Usporedba kašnjenja</i>	42
12	<i>Usporedba broja stajanja</i>	42

Sveučilište u Zagrebu
Fakultet prometnih znanosti
Vukelićeva 4, 10000 Zagreb

IZJAVA O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI I SUGLASNOSTI

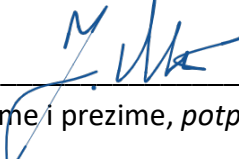
Izjavljujem i svojim potpisom potvrđujem da je _____ diplomski rad
(vrsta rada)

isključivo rezultat mojega vlastitog rada koji se temelji na mojim istraživanjima i oslanja se na objavljenu literaturu, a što pokazuju upotrijebljene bilješke i bibliografija. Izjavljujem da nijedan dio rada nije napisan na nedopušten način, odnosno da je prepisan iz necitiranog rada te da nijedan dio rada ne krši bilo čija autorska prava. Izjavljujem, također, da nijedan dio rada nije iskorišten za bilo koji drugi rad u bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj ili obrazovnoj ustanovi.

Svojim potpisom potvrđujem i dajem suglasnost za javnu objavu diplomskog rada pod naslovom **KOORDINIRANO UPRAVLJANJE MREŽOM RASKRIŽJA SA SEAMFORIMA PRIMJENOM UMJETNE INTELIGENCIJE**, u Nacionalni repozitorij završnih i diplomskih radova ZIR.

U Zagrebu, 02.09.2022

Student/ica:



(ime i prezime, potpis)