 DOI: https://doi.org/10.26493/scores26.05

Večagentno prilagodljivo upravljanje semaforjev z globokim okrepitvenim učenjem in medsebojno komunikacijo

Miha Pliberšek
miha.plibersek@student.um.si
Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko
Univerza v Mariboru
Koroška cesta 46
SI-2000 Maribor, Slovenija

Enej Krabonja
enej.krabonja@student.um.si
Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko
Univerza v Mariboru
Koroška cesta 46
SI-2000 Maribor, Slovenija

Oskar Forštnarič
oskar.forstnaric@student.um.si
Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko
Univerza v Mariboru
Koroška cesta 46
SI-2000 Maribor, Slovenija

Luka Antolinc
luka.antolinc@student.um.si
Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko
Univerza v Mariboru
Koroška cesta 46
SI-2000 Maribor, Slovenija

Anže Hameršak
anze.hamersak@student.um.si
Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko
Univerza v Mariboru
Koroška cesta 46
SI-2000 Maribor, Slovenija

Borko Boškovič
borko.boskovic@um.si
Fakulteta za elektrotehniko, računalništvo in informatiko
Univerza v Mariboru
Koroška cesta 46
SI-2000 Maribor, Slovenija

POVZETEK

V prispevku obravnavamo problem prilagodljivega upravljanja semaforjev z uporabo globokega okrepitvenega učenja v simulacijskem okolju SUMO. Izhajali smo iz obstoječega enoagentnega modela DQN, ki upravlja posamezno semaforizirano križišče, in ga nadgradili z dodatnimi prometnimi in okoljskimi metrikami, večkriterijsko funkcijo nagrade ter komunikacijskim modulom za večagentno koordinacijo med sosednjimi križišči.

Eksperimente smo izvedli na simuliranem petkrižiščnem sistemu z uporabo različnih prometnih scenarijev. Rezultati kažejo, da razširjeni večagentni model dosega stabilnejše in hitrejše učenje, pri vrednotenju na novih scenarijih pa bistveno preseže tako enoagentni model kot klasični nespremenljivi časovnik: povprečna velikost čakalne vrste se je v primerjavi s klasičnim časovnikom zmanjšala za 65 %, emisije CO_2 pa za 28 %.

KLJUČNE BESEDE

večagentni sistemi, globoko okrepitveno učenje, upravljanje semaforjev, komunikacija med agenti, koordinacija križišč

1 UVOD

Prometni zastoji v urbanih cestnih omrežjih povzročajo daljše potovalne čase, večjo porabo goriva in povečane emisije CO_2. Klasični semaforski sistemi z določenimi časovnimi intervali se slabo prilagajajo spreminjajočim se prometnim razmeram, kar je še posebej izrazito v omrežjih z več križišči, kjer odločitev enega semaforja vpliva na pretočnost sosednjih križišč.

Te omejitve naslavljajo pristopi prilagodljivega upravljanja semaforjev, ki temeljijo na globokem okrepitvenem učenju (angl. Deep Reinforcement Learning; DRL). Agent na podlagi opazovanega prometnega stanja (dolžine čakalnih vrst, števila vozil, faze semaforja, povprečne hitrosti) izbira akcije, ki dolgoročno izboljšajo prometni tok.

Naše delo se najbolj naslanja na štiri sorodne raziskave. Izhodiščni članek [4] je obravnaval prilagodljivo upravljanje enega semaforja z modelom DQN in večciljno nagrado, ki je upoštevala tudi okoljski vpliv in varnost, eksperimente pa je izvedel v okolju SUMO. Ta pristop smo privzeli kot izhodišče za naš osnovni model in eksperimentalno okolje. Podoben enoagentni DQN pristop za upravljanje posameznega križišča so predstavili v [5]. V tem delu so nevronsko mrežo uporabili kot aproksimator Q-funkcije in model primerjali s klasičnimi metodami okrepitvenega učenja. Ta pristop smo uporabili kot izhodišče za razvoj našega osnovnega modela in eksperimentalnega okolja. Pri zasnovi večagentne arhitekture smo izhajali iz dela Chu et al. [3], ki so za usklajevanje semaforjev v velikih omrežjih predstavili skalabilen decentraliziran pristop, ki temelji na algoritmu A2C, ter pristop CVDMARL [2], ki so neposredno izmenjavo informacij med agenti združili z dekompozicijo vrednostne funkcije prek omrežja QMIX. Podobno zasnovo komunikacijskega modula, kjer agent zraven lastnega stanja upošteva tudi informacije sosednjih križišč, smo prevzeli tudi v našem pristopu.

Tudi druga sorodna dela so prispevala pomembne vpoglede. V [6] so z Multi-Agent DDQN zmanjšali čakalni čas za do 60 % in povečali povprečno hitrost vozil za do 18 %. V delu [7] so pokazali, da se modeli, naučeni na statičnih scenarijih, slabše prilagodijo spremenljivemu prometu čez dan. Agafonov in Yumaganov [1] pa so z algoritmom Soft Actor-Critic neprekinjeno prilagajali trajanje faz in s tem dosegli manj nenadnih ustavljanj kot DQN.

Kljub uspešnosti omenjenih pristopov ostaja pomembna omejitev pri sistemih, kjer agenti delujejo preveč neodvisno, saj zastoj v enem križišču hitro vpliva na sosednje dele omrežja. Zato smo v tem prispevku obstoječi enoagentni DQN pristop iz dela [4] nadgradili v večagentni model s komunikacijo med sosednjimi križišči, z razširjeno predstavitvijo stanja, večkriterijsko nagrado in algoritmom Double DQN z mehko posodobitvijo ciljne mreže.

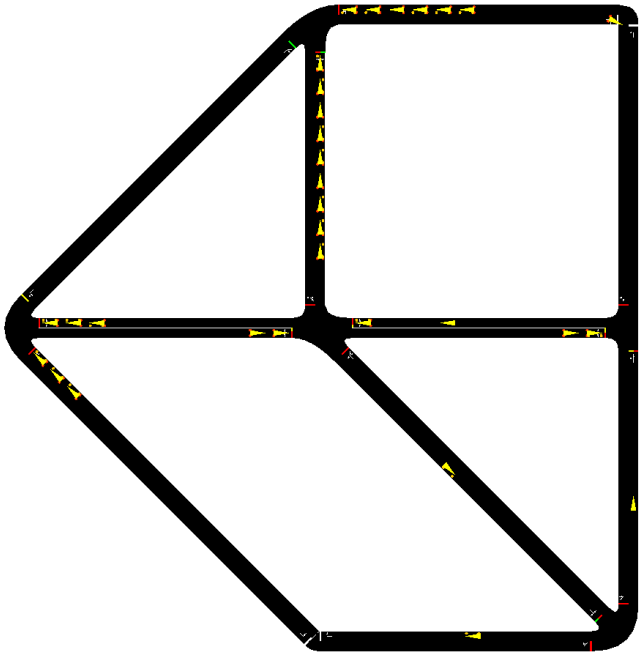
Struktura prispevka je naslednja: poglavje 2 opisuje metodologijo, vključno s formulacijo problema, osnovnim in predlaganim modelom ter eksperimentalno postavitvijo, poglavje 3 predstavi rezultate, poglavje 4 pa povzame ugotovitve in nakaže možnosti nadaljnjega dela.

2 METODOLOGIJA

Sistem deluje v zaprti zanki: agent prek vmesnika TraCI iz simulacijskega okolja SUMO prejme stanje in izračuna nagrado. Pri večagentni različici prejme in pošlje tudi sporočila sosednjih agentov, nato pa v okolju izvede izbrano akcijo nad semaforjem, ki znova vpliva na naslednje stanje. Pri vseh eksperimentih smo uporabili enake prometne scenarije in začetna semena naključnega generatorja, kar omogoča neposredno primerjavo med pristopi. Na ta način razlike v rezultatih izhajajo izključno iz uporabljenega učnega algoritma in komunikacijskega mehanizma.

2.1 Eksperimentalno okolje

Eksperimente smo izvedli v simulacijskem okolju SUMO, povezanim prek vmesnika TraCI, na cestnem omrežju s petimi semaforiziranimi križišči (eno štirikrako, štiri trikraka; dovozne ceste dolžine 500 m, kot prikazuje slika 1). En simulacijski korak ustreza eni sekundi, epizoda obsega $T_{\max} = 6000$ korakov. V vsaki epizodi se v omrežje postopno doda $N_{\text{voz}} = 200$ vozil, s časi prihoda po Weibullovi porazdelitvi ($k = 2$); 75 % vozil vozi naravnost, 25 % zavija, seme generiranja prometa pa je enako zaporedni številki epizode.



Slika 1: Cestno omrežje s petimi križišči.

2.2 Formulacija problema

Problem je formuliran kot Markovski proces odločanja: agent v vsakem koraku opazuje stanje, izbere fazo (ob upoštevanju minimalnega trajanja zelene in rumene semaforske faze) in prejme nagrado. Medtem ko je nagrada v delu [4] temeljila izključno na spremembi skupnega čakalnega časa ($R_t = W_{t-1} - W_t$), smo uvedli večkriterijsko nagrado

$$R_t = -(w_1 D_t + w_2 S_t + w_3 Q_t + w_4 CO_{2t}), \tag{1}$$

kjer D_t, S_t, Q_t in CO_{2t} označujejo skupni prometni zaostanek, število zaustavitev, dolžino vrste in emisije CO_2 (w_1=0,4, w_2=w_3=0,2, w_4=0,0001). Nagrado dodatno normaliziramo glede na trajanje trenutne faze za stabilnejše učenje.

Stanje agenta temelji na izvirnem 80-dimenzionalnem binarnem vektorju zasedenosti cestnih segmentov (8 pasovnih skupin po 10 nelinearno razporejenih odsekov do 500 m od semaforja), ki smo ga razširili z osmimi dodatnimi skalarji (dolžina vrste, število vozil, povprečna hitrost, faza semaforja, skupni čakalni čas, emisije CO_2, relativni čas simulacije, preostala vozila v simulaciji), kar dimenzijo poveča na 88. Vse vhodne vrednosti so normalizirane. Pri večagentni različici je lokalno stanje dodatno razširjeno z vektorjem sporočil sosednjih agentov, ki ga podrobneje opišemo v naslednjem podpoglavju.

2.3 Osnovni in predlagani model

Kot osnovni enoagentni pristop (EA) smo uporabili izhodiščni enoagentni DQN [4], kjer nevronska mreža aproksimira Q-funkcijo, izkušnje pa se vzorčijo iz pomnilnika izkušenj; ciljna mreža se sinhronizira vsakih $\tau = 20$ epizod.

Predlagani večagentni model (VA) razširi osnovni pristop v treh smereh. Vsakemu križišču dodelimo svojega agenta, ki poleg lokalnega stanja pri odločanju upošteva tudi sporočila sosednjih agentov. V eksperimentalnem omrežju je bilo uporabljenih pet agentov, pri čemer je vsak agent upravljal eno semaforizirano križišče. Komunikacijski modul, zasnovan kot vmesni sloj med agenti, vzdržuje slovar sporočil za vsako križišče in pred vsakim izborom akcije sosednjemu agentu posreduje štiri normalizirane vrednosti – dolžino čakalne vrste, število vozil, povprečno hitrost in trenutno fazo semaforja v sosednjem križišču – ki se združijo z lokalnim stanjem agenta v enoten vhodni vektor. Ta vektor ima dimenzijo $88 + 4k$, kjer k označuje število sosednjih križišč posameznega agenta. Ker topologija omrežja ni enaka za vsa križišča, se vhodna dimenzija med agenti lahko razlikuje, zato vsak agent uporablja lastno nevronsko mrežo. S tem agent dobi širši vpogled v prometno stanje sosednjih križišč, ne da bi bilo potrebno popolnoma centralizirano upravljanje celotnega omrežja. Komunikacija med agenti poteka v vsakem odločitvenem koraku simulacije. Ker se izmenjujejo zgolj štiri agregirane prometne značilke, ostaja komunikacijska obremenitev nizka tudi pri večjem številu križišč. Takšna zasnova omogoča razširljivost sistema, saj agentom ni potrebno poznati celotnega globalnega stanja prometnega omrežja.

Namesto standardnega DQN uporabimo Double DQN, kjer glavna mreža izbere najboljšo akcijo, ciljna mreža pa oceni njeno vrednost, kar zmanjša sistematično precenjevanje Q-vrednosti. Izbiro vrednostno usmerjenega algoritma (Double DQN) namesto pristopov, ki temeljijo na politiki, podpira tudi primerjalna študija [8]. Ta je pokazala, da vrednostne DRL metode pri upravljanju semaforjev dosegajo boljše rezultate, pri čemer je za uspešnost posebej pomembna ustrezna zasnova funkcije nagrade, predvsem pri visokih prometnih obremenitvah. Ciljno mrežo posodabljamo z mehko (Polyakovo) posodobitvijo po vsaki epizodi:

$$\theta_{\text{cilj}} \leftarrow \alpha\, \theta_{\text{online}} + (1 - \alpha)\, \theta_{\text{cilj}}, \quad \alpha = 0{,}005, \tag{2}$$

kjer θ_{online} predstavlja parametre glavne nevronske mreže, θ_{cilj} parametre ciljne mreže, α pa koeficient mehke (Polyakove) posodobitve.

Arhitektura nevronske mreže in preostali hiperparametri obeh pristopov so povzeti v tabeli 1.

Tabela 1: Hiperparametri eksperimenta.

Parameter	Vrednost	Opis
$T_{\max}$	6000 s	Dolžina simulacije
Epizode	400	Skupno število epizod
N_{voz}	200	Vozila na epizodo
γ	0,95	Diskontni faktor
ε	EA: $1-e/E$; VA: $0{,}995^e$ (min. 0,05)	ε-pohlepna strategija
Velikost serije	100	Vzorci iz pomnilnika
Pomnilnik izkušenj	50.000	Maks. kapaciteta
τ (EA)/α (VA)	20 epizod/0,005	Sinhr. ciljne mreže (trda/Polyak)
Zelena/rumena faza	10/4 koraki	Trajanje faz
Arhitektura nevronske mreže (D)DQN		
Vhodna plast (EA)	88	Stanje okolja
Vhodna plast (VA)	$88 + 4k$ (k = št. sosedov)	Stanje okolja
Skriti plasti	2×400 nevronov	Linearna / ReLU
Izhodna plast	4	Linearna aktivacija
Optimizator	Adam	Privzeta stopnja učenja
Izguba	Huber	/

2.4 Učenje agentov

Učenje je potekalo skozi 400 epizod. V vsaki epizodi so agenti postopoma gradili pomnilnik izkušenj, iz katerega so se naključno vzorčili mini paketi za posodobitev nevronske mreže. Akcije so bile med učenjem izbrane po ε-pohlepni strategiji, pri kateri agent večino časa izbere trenutno najboljšo akcijo, z določeno verjetnostjo pa izvede tudi naključno raziskovanje.

Pri večagentnem pristopu je vsak agent sprejemal odločitve neodvisno, vendar na podlagi lokalnega stanja in informacij, prejetih od sosednjih križišč. S tem je bilo omogočeno implicitno usklajevanje semaforjev brez potrebe po centralnem nadzornem agentu. Po vsaki epizodi so bile posodobljene ciljne mreže, pri čemer je VA model uporabljal mehko Polyakovo posodobitev, ki zagotavlja stabilnejše učenje in manjša nihanja ocenjenih Q-vrednosti.

2.5 Primerjalne metode in vrednotenje

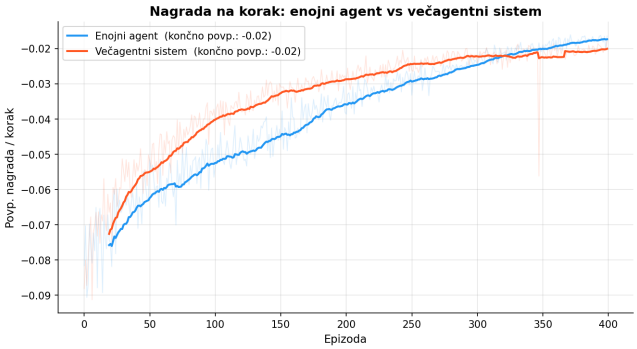
Primerjali smo tri pristope, testirane na identičnih prometnih scenarijih z enakimi semeni: klasični fiksni časovnik, ki zaporedno in brez prilagajanja kroži skozi štiri zelene faze z desetimi koraki, DQN brez komunikacije (EA), kjer agent opazuje izključno lokalno stanje svojega križišča, in predlagani VA model s komunikacijo, kjer agent pri odločanju upošteva tudi stanja sosednjih agentov.

Uspešnost smo merili s povprečno nagrado na korak, dolžino čakalne vrste, zamudo vozil, številom zaustavitev, emisijami CO_2 na korak in pretočnostjo (deležem vozil, ki uspešno prečka omrežje), prek vmesnika TraCI pa smo spremljali tudi varnostna kazalnika nenadnih zaviranj in trkov.

3 REZULTATI

3.1 Rezultati učenja

Slika 2 prikazuje povprečno nagrado na korak skozi 400 epizod učenja za oba pristopa. Obe krivulji kažeta jasno konvergenco: nagrada narašča od začetnih vrednosti okoli −0,075 proti vrednostim blizu −0,02 po 400 epizodah. Večagentni sistem (VA) izkazuje hitrejšo konvergenco skozi celotno fazo učenja – pri epizodi 100 doseže nagrado ≈ −0,034, medtem ko enoagentni pristop (EA) v isti točki doseže le ≈ −0,050. Podoben vzorec hitrejše zgodnje konvergence se kaže tudi pri čakalni vrsti in emisijah CO_2 (tabela 2).



Slika 2: Povprečna nagrada na korak skozi 400 epizod učenja.

Pri zamudi vozil je razmerje med pristopoma manj enoznačno. VA na začetku učenja beleži nekoliko večjo zamudo (≈ −0,120 s) kot EA (≈ −0,125 s), kar odraža večji vhodni prostor stanja in dodatne komunikacijske stroške v zgodnjih fazah učenja VA agenta. V srednji fazi učenja (epizode 100–250) ima EA nižjo zamudo, VA pa ga dohiti šele v poznejši fazi, ko oba pristopa konvergirata na enako končno vrednost −0,02 s. Pretočnost (delež od $N = 200$ generiranih vozil, ki uspešno prečka omrežje) se v zgodnjih epizodah giblje med 192 in 194 vozili, proti koncu učenja pa se pri obeh pristopih ustali pri ≈ 198–199 vozil, pri VA pristopu pa v posameznih epizodah doseže tudi 100 %.

Tabela 2: Povzetek ključnih metrik: učenje (povprečje zadnjih 50 epizod) in vrednotenje na novih scenarijih (ε=0), normalizirano na korak.

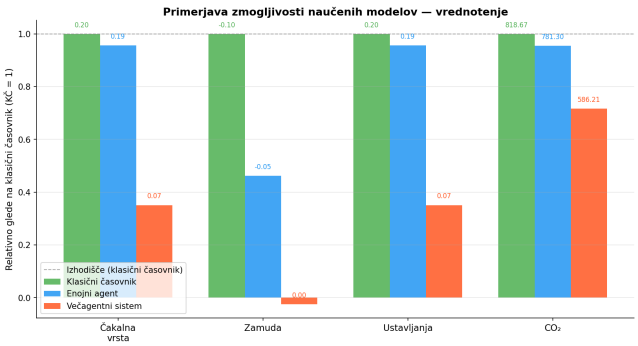
	Učenje		Vrednotenje		
Metrika	EA	VA	Klas.	EA	VA
Nagrada	−0,02	−0,02	/	/	/
Zamuda [s]	−0,02	−0,02	−0,10	−0,05	≈ 0,00
Čak. vrsta	0,06	0,08	0,20	0,19	0,07
Zaustavitve	0,06	0,08	0,20	0,19	0,07
CO_2 [mg]	561,18	589,56	818,67	781,30	586,21

Rezultati kažejo, da komunikacija med agenti ne vpliva zgolj na končno zmogljivost sistema, temveč tudi na stabilnost učenja.

Variabilnost metrik med posameznimi epizodami je bila pri VA pristopu manjša kot pri EA pristopu, kar nakazuje, da imajo agenti zaradi dodatnih informacij boljši vpogled v globalno prometno stanje. To je posebej pomembno v primerih, ko zastoji nastajajo zaradi vpliva sosednjih križišč in jih ni mogoče zaznati zgolj z lokalnim opazovanjem. Posebej izrazita je razlika med učenjem in vrednotenjem. Medtem ko so metrike pri učenju pri EA in VA razmeroma podobne, se prednost komunikacije pokaže predvsem pri posploševanju na nove prometne scenarije. To nakazuje, da dodatne informacije sosednjih križišč izboljšujejo robustnost naučene politike in zmanjšujejo odvisnost od specifičnih prometnih vzorcev, prisotnih med učenjem.

3.2 Vrednotenje na novih scenarijih

Pri vrednotenju na novih, med učenjem nevidenih prometnih scenarijih, z izklopljeno eksploracijo (ε=0), oba pristopa bistveno presežeta klasični časovnik (slika 3). Večagentni sistem zmanjša čakalno vrsto in število zaustavitev za 65 %, emisije CO_2 za 28 %, zamuda vozil pa pade na zanemarljivo vrednost. Enoagentni pristop brez komunikacije v enakih pogojih doseže le skromno, ≈ 5-odstotno izboljšanje, kar potrjuje, da je medagentna komunikacija ključni dejavnik izboljšave.



Slika 3: Primerjava zmogljivosti naučenih modelov pri vrednotenju, normalizirano glede na klasični časovnik (KČ = 1).

Razkorak med na videz primerljivimi vrednostmi učenja in veliko razliko pri vrednotenju pojasnjuje različna strategija razpadanja ε: EA uporablja linearni razpad, ki minimum (0,05) doseže že pri epizodi ≈ 380, medtem ko VA uporablja eksponentni razpad ($0{,}995^e$), ki pri epizodi 400 še vedno znaša ≈ 13,5 %. Učne krivulje VA pristopa zato delno odražajo naključno raziskovanje in ne le naučene politike, ki šele pri vrednotenju brez eksploracijskega šuma razkrije svojo dejansko, koordinirano kakovost. Varnostna kazalnika (nenadna zaviranja, trki) sta pri obeh pristopih skozi celotno učenje ostala zanemarljiva oziroma ničelna. Ugotovitev kaže, da numerične vrednosti same po sebi med učenjem ne odražajo nujno dejanske kakovosti naučene politike, kar velja smiselno upoštevati pri vrednotenju podobnih večagentnih sistemov.

Dobljeni rezultati potrjujejo ugotovitve sorodnih raziskav, da koordinacija med križišči postaja pomembnejša z večanjem kompleksnosti prometnega omrežja. Medtem ko lahko enoagentni pristopi uspešno optimizirajo posamezno križišče, pogosto ne upoštevajo posledic svojih odločitev na sosednje dele omrežja. Predlagani pristop ta problem delno odpravi z neposredno izmenjavo ključnih prometnih informacij med agenti, kar omogoča bolj usklajeno upravljanje prometnih tokov.

4 ZAKLJUČEK

V tem delu smo predstavili večagentni sistem za prilagodljivo upravljanje semaforjev, ki temelji na algoritmu Double DQN in komunikaciji med sosednjimi križišči ter pri tem razširili predstavitev stanja in funkcijo nagrade z dodatnimi prometnimi in okoljskimi metrikami.

Predlagani pristop smo ovrednotili v simulacijskem okolju SUMO na omrežju s petimi semaforiziranimi križišči, kjer smo primerjali klasični fiksni časovnik, enoagentni DQN (EA) brez komunikacije in predlagani večagentni VA model s komunikacijo. Rezultati so pokazali, da večagentni sistem med učenjem konvergira hitreje kot enoagentni, na novih prometnih scenarijih pri vrednotenju pa bistveno preseže klasični časovnik: čakalna vrsta in število zaustavitev sta se zmanjšala za 65 %, emisije CO_2 za 28 %, zamuda vozil pa je padla na zanemarljivo vrednost. Enoagentni pristop brez komunikacije je v enakih pogojih dosegel le ≈ 5-odstotno izboljšanje, kar potrjuje, da je medagentna komunikacija ključni dejavnik izboljšave. Varnostna kazalnika nenadnih zaviranj in trkov sta pri obeh pristopih skozi celotno učenje ostala zanemarljiva.

Za nadaljnje delo predlagamo izenačitev strategije razpadanja ε med EA in VA pristopoma. Smiselna razširitev bi bila tudi vpeljava nagrade, ki bi poleg lokalne komponente upoštevala tudi uteženo vsoto nagrad sosednjih agentov, s čimer bi bil vsak agent posredno spodbujen k odločitvam, ki koristijo celotnemu omrežju in ne le lastnemu križišču. Zanimiva bi bila tudi razširitev na gostejša mestna omrežja z večjim številom križišč, kjer bi prišla komunikacija med agenti še bolj do izraza, kar bi predlagani pristop približalo realni uporabi pri zmanjševanju prometnih zastojev in emisij v mestih.

Literatura

[1] Alexander Agafonov, Anton in Yumaganov. 2025. Adaptive traffic signal control with Soft Actor-Critic: A phase duration optimization approach. *Optical Memory and Neural Networks* 34, 4 (2025), 553–565. doi:10.3103/S1060992X25600648

[2] Yuting in Wang Chunguang in Bie Yiming Chang, Ande in Ji. 2024. CVD-MARL: A communication-enhanced value decomposition multi-agent reinforcement learning traffic signal control method. *Sustainability* 16, 5 (2024), 2160. doi:10.3390/su16052160

[3] Jie in Codecà Lara in Li Zhaojian Chu, Tianshu in Wang. 2019. Multi-agent deep reinforcement learning for large-scale traffic signal control. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 21, 3 (2019), 1086–1095. doi:10.1109/TITS.2019.2901791

[4] Sherif M. in Shwaly Elsayed Abd-Elazem in Shahdah Usama Elrawy Elharoun, Marwa in El-Badawy. 2025. Adaptive traffic signal control using deep reinforcement learning: A multi-objective approach for single and multi-intersection scenarios. *IATSS Research* 49, 4 (2025), 481–492. doi:10.1016/j.iatssr.2025.10.004

[5] Pin in Chan Ching-Yao in Askary-Sid Guo, Mengyu in Wang. 2019. A reinforcement learning approach for intelligent traffic signal control at urban intersections. In *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. IEEE, 4242–4247. doi:10.1109/ITSC.2019.8917268

[6] Zhuo-Yu Hu, Ta-Yin in Li. 2024. A multi-agent deep reinforcement learning approach for traffic signal coordination. *IET Intelligent Transport Systems* 18, 8 (2024), 1428–1444. doi:10.1049/itr2.12521

[7] Qian in Guo Weiwei in Xie Na in Liu Fuyu in Wei Jing in Zhang Xinwei Tan, Jiyuan in Yuan. 2022. Deep reinforcement learning for traffic signal control model and adaptation study. *Sensors* 22, 22 (2022), 8732. doi:10.3390/s22228732

[8] Inhi in Ma Zhenliang Wu, Chunliang in Kim. 2023. Deep reinforcement learning based traffic signal control: A comparative analysis. *Procedia Computer Science* 220 (2023), 275–282. doi:10.1016/j.procs.2023.03.036