



**REPUBLIKA E SHQIPËRISË
UNIVERSITETI POLITEKNIK I TIRANËS
FAKULTETI I TEKNOLOGJISË SË INFORMACIONIT
DEPARTAMENTI I INXHINIERISË INFORMATIKE**

DISERTACION

**METODA TË MESIMIT AUTOMATIK TË DREJTUARA NGA
PARIMET E FIZIKËS PËR MODELIMIN DHE KONTROLLIN E
TRAFIKUT NË AUTOSTRADA**

nga

KLEONA BINJAKU

PËR MARRJEN E GRADËS

“DOKTOR”

NË: “TEKNOLOGJINË E INFORMACIONIT DHE KOMUNIKIMIT”

**Bashkëudhëheqës shkencor
PROF.DR. ELINDA KAJO MEÇE**

**Bashkëudhëheqës shkencor
PROF.DR. SIMONA SACONE**

Tiranë, 2025

**METODA TË MËSIMIT AUTOMATIK TË DREJTUARA NGA
PARIMET E FIZIKËS PËR MODELIMIN DHE KONTROLLIN E
TRAFIKUT NË AUTOSTRADA**

Disertacion

i paraqitur në Universitetin Politeknik të Tiranës për marrjen e gradës

“Doktor”

në:

“Teknologjinë e Informacionit dhe Komunikimit”

Nga

Kleona Binjaku

2025

**JURIA PËR VLERËSIMIN E DISERTACIONIT PËR FITIMIN E GRADËS
SHKENCORE “DOKTOR”**

Miratuar

me vendimin e Këshillit të Profesorëve të FTI-së Nr._____, datë_____:

Kryetar i Jurisë_____

Anëtar i Jurisë_____

Anëtar i Jurisë_____

Anëtar i Jurisë_____

Anëtar i Jurisë_____

Dekan i Fakultetit të Teknologjisë së Informacionit

Kjo tezë i kushtohet familjes sime, për inkurajimin e tyre të palodhur, personit të zemrës sime, që është gjithmonë i pranishëm dhe mbështetës, dhe Zotit, për forcën dhe durimin që më dha gjatë gjithë këtij udhëtimi.

Deklarim

Deklaroj me këtë se përveç rasteve kur referenca specifike i është bërë punës së të tjerëve, përmbajtja e këtij disertacioni është origjinal dhe nuk është dorëzuar as në tërësi, as pjesërisht për shqyrtim për ndonjë tjetër diplomë apo kualifikim në këtë apo ndonjë universitet tjetër. Ky disertacion është puna ime personale dhe nuk përmban asgjë që është rezultat i punës së kryer në bashkëpunim me të tjerë, përveç atyre rasteve të specifikuara në tekst.

Kleona Binjaku
Shtator 2025

Falenderime

Së pari, dëshiroj të shpreh mirënjohjen më të thellë ndaj udhëheqësve të mi, Prof. Simona Sacone, Prof. Elinda Kajo Meçe dhe Prof. Cecilia Pasquale, për udhëzimet e tyre të paçmueshme, komentet frymëzuese dhe inkurajimin e vazhdueshëm gjatë gjithë rrugëtimit tim në doktoratë. Ekspertiza dhe përkushtimi i tyre kanë pasuruar shumë këtë punim dhe më kanë ndihmuar të kapërcej shumë sfida.

Falenderoj stafin e Departamentit të Inxhinierisë Informatike për sugjerimet dhe orientimet e tyre të vlefshme gjatë dy prezantimeve të mia në Departament.

Jam thellësisht mirënjohëse familjes time për dashurinë e pakushtëzuar, durimin dhe mbështetjen e palëkundur. Besimi i tyre tek unë ka qenë një burim motivimi dhe forcë gjatë momenteve të vështira.

Personit tim të zemrës, faleminderit që je gjithmonë pranë meje, duke më dhënë mbështetje dhe mirëkuptim të vazhdueshëm, të cilat kanë qenë thelbësore për përfundimin e këtij kërkimi.

Më në fund, falënderoj Zotin që më dha durimin dhe forcën për ta çuar këtë projekt deri në fund.

Abstrakt

Zgjidhje inovative që kombinojnë modelimin parashikues me strategji të përmirësuara të kontrollit të trafikut janë të nevojshme për të adresuar problemin e vazhdueshëm të bllokimit në rrjetet urbane të transportit. Ky dizertacion paraqet metoda të reja për përmirësimin e parashikimit, optimizimit dhe kontrollit të kushteve të trafikut në autostrada, duke integruar metoda të të mësuarit automatik me teoritë e mirëpërcaktuara të fluksit të trafikut.

Modeli i Proçesit Gaussian i rregulluar nga parimet e fizikës (PR-GP) dhe modeli LSTM i informuar nga parimet e fizikës (PI-LSTM) janë dy modele për parashikimin e gjendjes së trafikut të zhvilluara gjatë këtij kërkimi. Në veçanti, në rastet me shumë klasa automjesh, këto modele rrisin saktësinë e parashikimit dhe interpretueshmërinë duke përfshirë njohuritë nga teoria e fluksit të trafikut. Si një komponent rregullimi, PR-GP përfshin termat e gabimit nga modeli METANET; ndërsa PI-LSTM integron ekuacionet e dinamikës së trafikut në fazën e trajnimit për të siguruar parashikime që respektojnë parimet fizike.

Dizertacioni e zgjeron këtë punë më tej, duke prezantuar dy strategji kontrolli që synojnë të përmirësojnë menaxhimin në kohë reale të trafikut të bazuar në modelimin parashikues. Kontrolluesi i lokalizuar parashikues ALINEA ofron menaxhim të hyrjeve në autostradë bazuar në rampa, duke parashikuar dendësitë e trafikut dhe duke modifikuar inputet e kontrollit në përputhje me to. Ky kontrollues fuqizohet nga parashikimet e trafikut që vijnë nga modeli PI-LSTM. Kontrolluesi i koordinuar parashikues ALINEA shkon një hap më tej, duke aplikuar metodën e lokalizuar në një konfigurim me shumë rampa, duke koordinuar shkallët e matjes në hyrje në disa pika të autostradës në kohë reale. Kjo qasje rrit efikasitetin e rrjedhës së trafikut në të gjithë

autostradën dhe parandalon përhapjen e bllokimit të trafikut, duke marrë në konsideratë varësitë hapësinore dhe kohore.

Menaxhimi i hyrjeve në autostradë bazuar në rampa dhe kontrolli parashikues i trafikut, të bazuar në parimet e fizikës dhe mësimin automatik, ofrojnë mjete për të optimizuar funksionimin e autostradave në situata dinamike.

Kontributet e kësaj pune adresojnë vështirësi të rëndësishme në vlerësimin e gjendjes së trafikut, interpretueshmërinë e modeleve dhe optimizimin e kontrollit. Ky kërkim ofron zgjidhje të qëndrueshme, të shkallëzueshme dhe adaptive për menaxhimin e trafikut në autostrada, duke avancuar gjendjen aktuale të sistemeve inteligjente të transportit, përmes kombinimit të modeleve të bazuara në parimet e fizikës dhe të dhëna.

Fjalë Kyçe— Sisteme inteligjente të transportit (ITS), Modelim i trafikut i bazuar në parimet e fizikës, Parashikimi i gjendjes së trafikut, Kontrolli parashikues i trafikut në autostrada, Proçesi Gaussian i rregulluar nga fizika (PR-GP), LSTM i informuar nga fizika (PI-LSTM), Kontroll i koordinuar i trafikut, Optimizimi i trafikut

Abstract

Innovative solutions that combine predictive modeling with improved traffic control strategies are needed to address the persistent problem of traffic congestion in urban transportation networks. This dissertation introduces novel methods for improving highway traffic condition prediction, optimization, and control by integrating machine learning methods with well-established theories of traffic flow.

Physics-Regularized Gaussian Process (PR-GP) and Physics-Informed Long Short-Term Memory (PI-LSTM) network are two traffic state prediction models developed by the research. Especially in cases with multiple classes of vehicles, these models enhance prediction accuracy and interpretability by incorporating domain knowledge from traffic flow theory. As a regularization component, the PR-GP incorporates error terms from the METANET model; to guarantee physically consistent forecasts, the PI-LSTM incorporates traffic dynamics equations into training.

The dissertation expands upon these models to present two control strategies to improve predictive modeling-based real-time traffic management. By anticipating traffic densities and modifying control inputs accordingly, the Localized Predictive ALINEA Controller provides proactive ramp metering. It is enhanced with traffic predictions from the Physics-Informed LSTM model. This is where the Integrated Predictive ALINEA Controller comes in; it takes the localized method and applies it to a multi-ramp setup, coordinating metering rates across several highway access points in real time. This approach improves traffic efficiency on the freeway as a whole and stops the spread of congestion by taking spatial and temporal dependencies into account. Freeway operations may be optimized in dynamic situations with the help of ramp metering and predictive traffic control, which are both based on physics and machine learning.

Notable difficulties in traffic state estimation, interpretability, and control

optimization are tackled by this work's contributions. Freeway traffic management solutions that are resilient, scalable, and adaptive are provided by this research, which advances the state of the art in intelligent transportation systems by combining physics-based and data-driven approaches.

Keywords—Intelligent Transportation Systems (ITS), Physics-based traffic modeling, Traffic state prediction, Predictive freeway traffic control, Physics-regularized Gaussian Process (PR-GP), Physics-informed LSTM (PI-LSTM), Coordinated traffic control, Traffic optimization

Përmbajtja

Lista e figurave	x
Lista e tabelave	xv
Emërtimet	xvi
I MODELIMI I TRAFIKUT	1
1 Hyrje	2
1.1 Hyrje në sfondin e kërkimit	2
1.2 Objektivat	3
1.3 Kontributet	5
1.4 Struktura e disertacionit	7
2 Gjendja aktuale e zhvillimit në modelimin e rrjedhës së trafikut	10
2.1 Modeli Makroskopik i Trafikut METANET	11
2.1.1 Metodatat për Kalibrimin dhe Vlerësimin e Saktësisë së Modelit METANET	11
2.1.2 Përdorimi i METANET për vlerësimin e gjendjes së trafikut	13
2.1.3 Zhvillimet dhe zgjerimet e mëtejshme të modelit METANET	14
2.1.4 Modeli METANET në dizajnin e sistemeve të kontrollit	19
2.2 Proçeset Gausiane për vlerësimin e gjendjes së trafikut	25
2.2.1 Metodatat bazë të Proçeseve Gausiane	26
2.2.2 Modele të përmirësuara të Proçeseve Gausiane	28
2.2.3 Modele hibride dhe metoda të mësimimit në grup	29
2.2.4 Menaxhimi i të dhënave të munguara	30
2.3 Aplikimet e LSTM në vlerësimin e gjendjes së trafikut	31

2.3.1	Metodat bazë LSTM	32
2.3.2	Modele të përmirësuar LSTM	33
2.3.3	Modele hibride dhe metoda të të mësuarit në grup	35
2.3.4	Mekanizmat e Vëmendjes dhe LSTM	43
2.3.5	Menaxhimi i të dhënave të munguara	44
2.4	Modele të të mësuarit automatik të drejtuara nga parimet e fizikës për vlerësimin e gjendjes së trafikut	45
2.4.1	Rrjeti LSTM i informuar nga parimet e fizikës	52
2.4.2	Mësimi i Përfunduar i informuar nga parimet e fizikës	53
2.5	Përfundimet	54
3	Modelimi i Trafikut nëpërmjet Mësitit Automatik të Bazuar në Parimet e Fizikës	57
3.1	Modeli METANET me shumë klasa	57
3.1.1	Përkufizimi i modelit METANET me shumë klasa	58
3.1.2	Kalibrimi i METANET	59
3.2	Proçeset Gausiane	61
3.2.1	Përkufizimi i Proçesit Gaussian	62
3.2.2	Kernelat	62
3.2.3	Proçedura e inferencës	63
3.2.4	Proçedura e parashikimit	64
3.2.5	Procesi i rregullimit	65
3.3	Proçesi Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës	66
3.4	Rrjetat LSTM	68
3.4.1	Rrjetat Neurale Rekurente	69
3.4.2	Rrjetet LSTM	70
3.4.3	LSTM me një variabël dhe me shumë variabla	72
3.5	Modeli LSTM me shumë klasa i informuar me parimet e fizikës	73
3.6	Rasti i studimit	75
3.6.1	Analiza e madhësisë së setit të të dhënave	76
3.6.2	Krahasimi i modeleve të propozuara të drejtuara nga parimet e fizikës	79
3.6.3	Përgjithësimi i modeleve hibride	89
3.7	Përfundimet	93

II KONTROLLI I TRAFIKUT 98

4	Përmbledhja e literaturës më të fundit dhe më të avancuar në kontrollin e trafikut në autostrada	99
4.1	Menaxhimi i hyrjes në autostradë përmes rampave	99
4.1.1	Menaxhimi lokal i hyrjes në autostradë përmes rampave	100
4.1.2	Menaxhimi i koordinuar të hyrjes në autostradë përmes rampave . .	105
4.1.3	Strategjitë e kontrollit në segmente	113
4.1.4	Kontrolli i integruar	122
4.2	Përfundime	124
5	Menaxhimi parashikues i hyrjeve në autostrada	126
5.1	Kontrolluesi ALINEA	127
5.2	Treguesit e performancës së kontrolluesve të trafikut	128
5.3	Kontrolluesi Lokal Parashikues ALINEA	130
5.4	Kontrolluesi Lokal Parashikues ALINEA me Bazë AI – Rast studimi . . .	132
5.5	Kontrolluesi i Integruar Parashikues ALINEA	136
5.6	Kontrolluesi i Koordinuar Parashikues ALINEA - Rast studimi	138
5.7	Përfundime	143
6	Përfundimet	147
6.1	Përfundimet	147
	Referencat	149

Lista e figurave

3.1	Struktura e modelit LSTM me shumë klasa të informuar nga parimet e fizikës	73
3.2	Segmenti i konsideruar i autostradës	75
3.3	Fluksi i automjeteve të lehta (3.3a), shpejtësia e automjeteve të lehta (3.3b), fluksi i automjeteve të rënda (3.3c), dhe shpejtësia e automjeteve të rënda (3.3d) për të dhënat 5-ditore në vendndodhjet S1, S2 dhe S3.	77
3.4	Krahasimi i tendencës së fluksit të automjeteve të lehtë në S4, e marrë me modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (vija jeshile), me të dhënat e vëzhguara (pikat e kuqe), për 1 ditë (3.4a), 5 ditë (3.4b), 7 ditë (3.4c), dhe 14 ditë të dhëna trajnimi (3.4d). . . .	78
3.5	Krahasimi i tendencës së shpejtësisë të automjeteve të lehtë në S4, e marrë me modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (vija jeshile), me të dhënat e vëzhguara (pikat e kuqe), për 1 ditë (3.5a), për 5 ditë (3.5b), për 7 ditë (3.5c), dhe 14 ditë të dhëna trajnimi (3.5d). 79	
3.6	Krahasimi i tendencës së fluksit të automjeteve të rëndë në S4, e marrë me modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (vija jeshile), me të dhënat e vëzhguara (pikat e kuqe), për 1 ditë (3.6a), për 5 ditë (3.6b), për 5 ditë (3.6c), dhe 14 ditë të dhëna trajnimi (3.6d). 80	
3.7	Krahasimi i tendencës së fluksit të automjeteve të rëndë në S4, e marrë me modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (vija jeshile), me të dhënat e vëzhguara (pikat e kuqe), për 1 ditë (3.7a), për 5 ditë (3.7b), për 7 ditë (3.7c), dhe 14 ditë të dhëna trajnimi (3.7d) 81	
3.8	Gabimet standarte për fluksin dhe shpejtësinë e parashikuar për automjetet e lehta (3.8a dhe 3.8b), dhe automjetet e rënda (3.8c dhe 3.8d).	82

- 3.9 Parashikimet e fluksit për automjetet e lehta në S4 me modelin e Proçesit Gaussian (3.9a), modelin METANET me shumë klasa (3.9b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.9c), modelin LSTM me një variabël (3.9d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.9e), modelin LSTM me shumë variabla (3.9f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.9g). 84
- 3.10 Parashikimet e shpejtësisë për automjetet e lehta në S4 me modelin e Proçesit Gaussian (3.10a), modelin METANET me shumë klasa (3.10b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.10c), modelin LSTM me një variabël (3.10d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.10e), modelin LSTM me shumë variabla (3.10f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.10g). 85
- 3.11 Diferenca absolute midis vlerave të parashikuara dhe atyre reale për fluksin në S4, për automjetet e lehta, duke përdorur modelin e Proçesit Gaussian (3.11a), modelin METANET me shumë klasa (3.11b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.11c), modelin LSTM me një variabël (3.11d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.11e), modelin LSTM me shumë variabla (3.11f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.11g). 86
- 3.12 Diferenca absolute midis vlerave të parashikuara dhe atyre reale për fluksin në S4, për automjetet e lehta, duke përdorur modelin e Proçesit Gaussian (3.12a), modelin METANET me shumë klasa (3.12b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.12c), modelin LSTM me një variabël (3.12d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.12e), modelin LSTM me shumë variabla (3.12f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.12g). 87

- 3.13 Parashikimet e fluksit për automjetet e rënda në S4 me modelin e Proçesit Gaussian (3.13a), modelin METANET me shumë klasa (3.13b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.13c), modelin LSTM me një variabël (3.13d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.13e), modelin LSTM me shumë variabla (3.13f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.13g). 88
- 3.14 Parashikimet e shpejtësisë për automjetet e rënda në S4 me modelin e Proçesit Gaussian (3.14a), modelin METANET me shumë klasa (3.14b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.14c), modelin LSTM me një variabël (3.14d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.14e), modelin LSTM me shumë variabla (3.14f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.14g). 89
- 3.15 Diferenca absolute midis vlerave të parashikuara dhe atyre reale për fluksin në S4, për automjetet e rënda, duke përdorur modelin e Proçesit Gaussian (3.15a), modelin METANET me shumë klasa (3.15b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.15c), modelin LSTM me një variabël (3.15d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.15e), modelin LSTM me shumë variabla (3.15f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.15g). 90
- 3.16 Diferenca absolute midis vlerave të parashikuara dhe atyre reale për shpejtësinë në S4, për automjetet e rënda, duke përdorur modelin e Proçesit Gaussian (3.16a), modelin METANET me shumë klasa (3.16b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.16c), modelin LSTM me një variabël (3.16d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.16e), modelin LSTM me shumë variabla (3.16f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.16g). 91
- 3.17 Parashikimet e shpejtësisë në S4, për automjetet e rënda, me modelin METANET me shumë klasa (3.17a) dhe modelin e Proçesit Gaussian me shumëC klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (3.17b) duke përdorur të dhënat e 14 ditëve për trajnim. 92

3.18	Vlerat reale dhe të parashikuara me modelin hibrid në sensorët S4, S5 dhe S6 për fluksin e automjeteve të lehta (3.18a), për shpejtësinë e automjeteve të lehta (3.18b), për fluksin e automjeteve të rënda (3.18c), për shpejtësinë e automjeteve të rënda (3.18d).	96
3.19	Parashikimet e fluksit dhe shpejtësisë së trafikut në pjesën e sipërme të S1 për automjetet e lehtë (3.19a dhe 3.19b), për automjetet e rënda (3.19c dhe 3.19d).	97
5.1	Skema e kontrollit të Kontrolluesit Lokal Parashikues ALINEA	131
5.2	Segmenti i konsideruar i autostradës	132
5.3	Dendësia e trafikut (automjete/km) në kohë dhe hapësirë në mungesë të kontrollit	133
5.4	Parashikimet në seksionin 10 për fluksin (5.4a) dhe shpejtësinë mesatare(5.4b) me modelin LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës. . .	134
5.5	Dendësia e trafikut (automjete/km) në kohë dhe hapësirë me Kontrolluesin Standart ALINEA (Figura 5.5a) dhe me Kontrolluesin Parashikues ALINEA(5.5b).134	
5.6	Dendësia në seksionin 9 (5.6a) dhe në seksionin 10 (5.6b) në rastin pa kontroll, me kontrolluesitn Standart ALINEA dhe Kontrolluesin Parashikues ALINEA.	135
5.7	Shpejtësia në seksionin 9 (5.7a)dhe në seksionin 10 (5.7b) në rastin pa kontroll, me kontrolluesitn Standart ALINEA dhe Kontrolluesin Parashikues ALINEA.	135
5.8	Gjatësia e Radhës në Rampën Hyrëse të Seksionit 10 me Kontrolluesin Standart ALINEA (Figura 5.8a) dhe me Kontrolluesin Parashikues ALINEA (5.8b).	136
5.9	Skema e kontrollit të Kontrolluesit të Integruar Parashikues ALINEA	137
5.10	Segmenti i konsideruar i autostradës	138
5.11	Dendësia e trafikut (automjete/km) në kohë dhe hapësirë në mungesë të kontrollit	138
5.12	Parashikimet në seksionin 8, 12 dhe 16 për fluksin (5.12a, 5.12c, 5.12e) dhe shpejtësinë (5.12b, 5.12d, 5.12f) me modelin LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës.	141

5.13 Dendësia e Trafikut (automjete/km) në Kohë dhe Hapësirë me Kontrolluesin Standart ALINEA (Figura 5.13a), me Kontrolluesin Lokal Parashikues ALINEA (Figura 5.13b) dhe Kontrolluesin e Koordinuar Parashikues ALINEA (5.13c).	142
5.14 Densiteti në seksionin 8 (5.14a), në seksionin 12 (5.14b) dhe në seksionin 16 (5.14c) në rastin pa kontroll, me Kontrolluesin Standart ALINEA, me Kontrolluesin Lokal Parashikues ALINEA dhe me Kontrolluesin e Koordinuar Parashikues ALINEA.	143
5.15 Shpejtësia në seksionin 8 (5.15a), në seksionin 12 (5.15b) dhe në seksionin 16 (5.15c)) në rastin pa kontroll, me Kontrolluesin Standart ALINEA, me Kontrolluesin Lokal Parashikues ALINEA dhe me Kontrolluesin e Koordinuar Parashikues ALINEA.	144
5.16 Gjatësia e radhës me Kontrolluesin Standart ALINEA, me Kontrolluesin Lokal Parashikues ALINEA dhe me Kontrolluesin e Koordinuar Parashikues ALINEA në rampën hyrëse të seksionit 8(5.16a), në rampën hyrëse të seksionit 12 (5.16b) dhe në rampën hyrëse të seksionit 16 (5.16c)	145

Lista e tabelave

3.1	Gabimet Mesatare Absolute në Përqindje (MAPE) për parashikimin e fluksit dhe shpejtësisë së automjeteve të lehta me grupe të ndryshme të dhënash trajnuese	79
3.2	Gabimet Mesatare Absolute në Përqindje (MAPE) për parashikimin e fluksit dhe shpejtësisë së automjeteve të rënda me grupe të ndryshme të dhënash trajnuese	80
3.3	Koha e kalibrimimit dhe tajnimit	83
3.4	Koha e ekzekutimit	84
3.5	Gabimet MAPE për parashikimet e fluksit dhe shpejtësisë për automjetet e lehta	85
3.6	Gabimet MAPE për parashikimet e fluksit dhe shpejtësisë për automjetet e rënda	86
3.7	Gabimet e parashikimit për automjetet e lehtë gjatë testimit të modelit të Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës në sensorët S4, S5 dhe S6.	92
3.8	Gabimet e parashikimit për automjetet e rëndë gjatë testimit të modelit të Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës në sensorët S4, S5 dhe S6.	92
5.1	Parametrat	133
5.2	Treguesit e performancës në rastin pa kontroll dhe në skenarët me kontroll .	135
5.3	Parametrat e METANET	139
5.4	Parametrat e METANET	139
5.5	Gabimet MAPE për parashikimet	140
5.6	Treguesit e performancës në rastin pa kontroll dhe në skenarët me kontroll .	140

Emërtimet

Akronimet / Shkurtime

A3C Aktor-Kritik me Avantazh Asinkron

ACA Algoritme të Kolonisë së Milingtonave

ACF Funksioni i Autokorrelacionit

ACTM Model Asimetrik i Transmetimit të Qelizave

AD-ALINEA ALINEA Adaptive

AD-RMC Kontrollues Adaptiv i Matësit të Rrjedhës

ALINEA Asservissement LINéaire d'Entrée Autoroutière

AMOC Kontroll Optimal për Autostrada të Avancuara

Ape-X DQN Rrjet Q i Thellë Ape-X

ARZ Modeli Aw-Rascl-Zhang

AVs Automjete Autonome

BPTT Zbritje e Gradientit përmes Kohës

CNN Rrjet Neural Konvolucional

CS-ALINEA ALINEA e Bazuar në Gjendjen e Bllokimit

CTM Model i Transmetimit të Qelizave

CV Automjet i Ndërlidhur

CVHS Sisteme Bashkëpunuese Automjet-Autostradë

DBLSTM LSTM i Thelluar dhe Bidireksional

DC Kontroll i Kërkesës

DDQN Rrjet i Dyfishtë Q i Thelluar

DGGPs Procese Gaussiane të Grafit të Thellë

DRL Mësim Përforcues i Thelluar

DTR Rrjetëzim Dinamik i Trafikut

DUE Ekuilibër Dinamik i Përdoruesve

DWT Transformim i Diskret i Valëve

EKF Filtri Kalman i Zgjeruar

ETRL Mësim Përforcues me Gjurmë të Përshtatshmërisë

FCM Hartëzimi Kognitiv me Logjikë Fuzzy

FD Diagrami Themelor

FF-ALINEA ALINEA me Rrjedhë të Parashikuar

FL-ALINEA ALINEA e Bazuar në Rrjedhë

GA Algoritmi Gjenetik

GAN Rrjet Gjenerues Kundërshtar

GAT Rrjet me Vëmendje mbi Graf

GC-LSTM LSTM me Konvolucion në Graf

GCN Rrjet Konvolucional Grafi

GHG Emetime të Gazrave Serrë

GL Laplaciani i Grafit

GLSTM-A LSTM në Rrjet me Vëmendje

GLSTM LSTM në Graf

GPDM Model Dinamik me Proces Gaussian

GPR Regresion me Proces Gaussian

GRUs Njësi Rrjedhëse të Kontrolluara

GT-LSTM LSTM Temporal për Grafe

HCG Grafi Llogaritës Hibrid

HDV Automjete të Drejtuara nga Njerëz

I2A Agjent i Zgjeruar me Imagjinatë

IDM Modeli i Drejtuesit Inteligjent

ILC Kontroll Mësues Iterativ

IMGP Përzierje e Pafund e Modeleve Gaussian

ITS Sisteme Inteligjente të Transportit

IVHS Sisteme Inteligjente të Autostradës dhe Automjetit

JSQE Vlerësim i Përbashkët i Gjendjes së Trafikut dhe Profilit të Bllokimit

kNN K-Fqinjët më të Afërt

LB-TFC Kontroll i Rrjedhës së Trafikut me Bazë Logjike

LGAT Rrjet LSTM me Vëmendje në Graf

LQI Integral Kuadratik Linear

LSTM Rrjeti me Memorie Afatshkurtër dhe Afatgjatë

LTM Model i Transmetimit në Lidhje

LWR Modeli Lighthill-Whitham-Richards

MAPE Gabimi Mesatar Absolut në Përqindje

MAPPO Optimizim Proksimal me Agjentë të Shumëfishtë

MFOA Algoritmi i Përmirësuar i Zjarrit të Dritëzës

MILP Programim Linear i Kombinuar me Numra të Plotë

MIQP Programim Kuadratik me Numra të Plotë të Kombinuar

MLD Modeli Dinamik Logjik i Kombinuar

MLP Perceptron me Shtresa të Shumta

MoD Lëvizshmëri me Kërkesë

MPC Kontroll Parashikues i bazuar në Model

MSE Gabim Mesatar Katror

MS Shpejtësia Mesatare

MTFC Kontroll i Rrjedhës Kryesore të Trafikut

MTO Optimizim me Detyra të Shumta

MWR Rregullim i Peshave të Ndërsjella

NLMPC Kontroll Parashikues me Model Jo-Linear

NLP Programim Jo-Linear

NMFD Diagrami Makroskopik i Rrjetit

NMPC Kontroll Parashikues me Model Jo-Linear

NN Rrjet Neural

NSGA-II Algoritmi Gjenetik për Zgjedhje të Padominuar II

OD Origjinë-Destinacion

OIDL Mësim i Thelluar me Informacion nga Vëzhguesi

P-SR Rikonstrukcion i Gjendjes së Pjesshme

PCA Analiza e Komponentëve Kryesorë

PCEs Automjete të Barasvlefshme me Pasagjerë

PDE Ekuacion Diferencial Pjesor

PeMS Sistemi i Matjes së Performancës së Caltrans

PG-MDAN Rrjet Adversarial me Burime të Shumta i Udhëzuar nga Fizika

PGML Mësim i Makinës i Udhëzuar nga Fizika

PHEVs Automjete Elektrike Hibride me Mbushje nga Priza

PI-GRNN Rrjet Neural Recurrent i Bazuar në Graf dhe Fizikë

PI-LSTM Modeli LSTM i informuar nga parimet e fizikës

PICG Graf Llogaritës i Bazuar në Fizikë

PIDL Mësim i Thelluar i Bazuar në Fizikë

PIML Mësim i Makinës i Bazuar në Fizikë

PINN Rrjet Neural i Bazuar në Fizikë

PIT-IDM Model Inteligjent me Transformer të Bazuar në Fizikë

PPO Optimizim Proksimal i Politikës

PR-GP Proçesi Gaussian i rregulluar nga parimet e fizikës

PSO Optimizimi me Grumbull Grimcash

PSO Optimizim me Koloni Grimcash

PUNN Rrjet Neural pa Udhëzime Fizike

PWA Model Afat-Linear me Pjesë

QL Mësim Q

RBF Funksion Bazë Rrezore

RL-eMPC Kontroll Parashikues me Model i Nisur nga Ngjarje dhe Bazuar në Mësim Përforcues

RL Mësim Përforcues

RLS Katrorë të Vogël Rekursiv

RM	Matës i Trafikut në Rampa
RPROP	Algoritmi Resilient për Përhapje të Kundërt
RSFs	Gabime të Përsëritura në Sensorë
RSUs	Njësi Anësore të Rrugës
RTS	Filtri Rauch-Tung-Striebel
SDMPC	Kontroll Parashikues i Shpërndarë dhe Stokastik
SE-ARD	Funksion i Sheshtë Eksponencial me Përcaktim Automatik të Rëndësisë
SOH	Gjendja e Shëndetit
SPERT	Kontrollues i Kufirit të Shpejtësisë për Trafik të Bllokuar Përsëritës
SQP	Programim Kuadratik Sekuencial
SSOSM	Modalitet Rrëshqitës i Rendit të Dytë Jooptimal
STDRN	Rrjet Relativ me Rrjedhë Hapësinore-Temporale
SVM	Makineri Vektori Mbështetës
TCN	Rrjet Konvolucional Temporal
TD3	Gradient Politik i Thelluar dhe i Vonuar Dyfish
TFTI	I Udhëzuar nga Teoria e Rrjedhës së Trafikut
TRM	Modeli i Reagimit të Trafikut
TS	Model Takagi–Sugeno
TTC	Koha deri në Përplasje
TTD	Distanca Totale e Udhëtuar
TTS	Koha Totale e Udhëtimit
TTT	Koha Totale e Udhëtimit
TWT	Koha Totale e Pritjes

UF-ALINEA ALINEA e Bazuar në Rrjedhën Lart

UP-ALINEA ALINEA e Bazuar në Zënien Lart

UTC Kontroll i Trafikut Urban

var LS-LSTM LSTM i Gjatë dhe i Shkurtër me Shumë Ndryshore

VAR Autoregresion Vektorial

VII Integrimi i Automjetit me Infrastrukturën

VMD Dekopozim i Modalitetit Variacional

VMS Shenja të Ndryshueshme të Mesazheve

VSL Variable Speed Limit

VSP Fuqia Specifike për Automjet

Simbolet e lidhura me modelin METANET

τ_c Parametri i kohës së reagimit për klasën e automjeteve c .

v_c Faktori i parashikimit për klasën e automjeteve c në ekuacionin e shpejtësisë.

χ_c Parametër i modelit që siguron stabilitet numerik për klasën c .

$\delta_{on,c}$ Faktori i ndikimit të flukseve hyrëse nga rampat për klasën c .

ς Faktori i konvertimit të automjeteve të rënda në ekuivalent të automjeteve të lehta (PCE).

ρ^{cr} Dendësia kritike (PCE për milje).

v_c^{free} Shpejtësia në rrjedhje të lirë për klasën c (km/orë).

T Koha e një hapi kohor.

k Indeksi që përfaqëson një hap kohor të përgjithshëm.

m Indeksi që përfaqëson një segment të autostradës.

L_m Gjatësia e segmentit m të autostradës (milje).

λ_m Numri i korsive në segmentin m .

c Indeksi për klasat e automjeteve, ku $c = 1$ për automjetet e lehta dhe $c = 2$ për automjetet e rënda.

$\rho_{m,c}(k)$ Dendësia e trafikut për klasën c në segmentin m në hapin kohor k (automjete për km).

$\rho_m(k)$ Dendësia totale e trafikut në segmentin m në hapin kohor k (PCE për km).

$v_{m,c}(k)$ Shpejtësia mesatare e klasës c në segmentin m në hapin kohor k (km/orë).

$q_{m,c}(k)$ Fluksi i trafikut për klasën c që del nga segmenti m në hapin kohor k (automjete/orë).

$r_{m,c}(k)$ Fluksi hyrës nga rampa për klasën c që hyn në segmentin m në hapin kohor k (automjete/orë).

$s_{m,c}(k)$ Fluksi dalës nga rampa për klasën c që del nga segmenti m në hapin kohor k (automjete/orë).

$V_{m,c}(k)$ Shpejtësia në gjendje të qëndrueshme për klasën c në segmentin m në hapin kohor k .

α_c Parametër në lidhjen mes shpejtësisë dhe dendësisë në gjendje të qëndrueshme për klasën c .

$\mathcal{J}$ Funksioni objektiv për problemin e optimizimit të kalibrimit.

$\mathbb{P}_m$ Grupi i parametrave të modelit për segmentin m .

$\mathbb{I}$ Grupi i kushteve fillestare për variablat e gjendjes.

$\mathbb{D}$ Grupi i hyrjeve të jashtme (kushte kufitare dhe flukse nga rampat).

Γ_t Parametri i temperaturës në algoritmin e Simulated Annealing.

P_t Probabiliteti i pranimit të përkeqësimit në algoritmin Simulated Annealing.

$I^{\max}$ Numri maksimal i iteracioneve në algoritmin Simulated Annealing.

$I^{\text{ni},\max}$ Numri maksimal i iteracioneve radhazi pa përmirësim të lejuara.

Simbolet e lidhura me modelin e Proçesit Gaussian (GP)

$\mathcal{S}$ Grupi i të dhënave për trajnim

X Vektori i hyrjes, me përmasë s

Y Vektori i daljes, me përmasë s'

x^* Pikë e re hyrëse (input)

$f(x^*)$ Vlera e funksionit në x^*

$\mu(x^*)$ Funksioni mesatar, vlera e pritur në x^*

$\sigma(x^*)$ Funksioni i kovariancës (kernel), që përfaqëson marrëdhëniet midis pikave

Ξ Matrica e kovariancës për grupin e trajnimit

Ξ_* Matrica e kovariancës midis hyrjes së re dhe të dhënave të trajnimit

$\Xi(x_i, x_j)$ Kovarianca midis x_i dhe x_j

σ_ϵ^2 Varianca e zhurmës Gausiane izotropike

I Matrica identitet

σ_2^2 Varianca e sinjalit për kernelin RBF

η Shkalla e gjatësisë për kernelin RBF

σ_1^2 Varianca e sinjalit për kernelin SE-ARD

η_i Shkalla e gjatësisë për dimensionin i në kernelin SE-ARD

Θ Grupi i parametrave të kernelit $\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \underline{\eta}, \sigma_\epsilon^2\}$

$\underline{\eta}$ Vektori i shkallëve të gjatësisë

$P(\Theta)$ Shpërndarja paraprake (prior) e parametrave të kernelit

$P(Y|X, \Theta)$ Funksioni i shpeshtësisë (likelihood)

$P(Y|X)$ Shpeshtësia marginale

$P(\Theta|X, Y)$ Shpërndarja posteriori e parametrave të kernelit

λ Hiperparametri i rregullimit

$R(\Theta)$ Termi i rregullimit

$\Xi_{RBF}(x, x^*)$ Funksioni kernel RBF

$\Xi_{SE-ARD}(x, x^*)$ Funksioni kernel SE-ARD

Simbolet e lidhura me modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës

$\mathcal{R}_{physics}(\Theta)$ Termi i rregullimit të bazuar në parimet e fizikës, i nxjerrë nga ekuacionet fizike që përshkruajnë sistemin.

c Indeksi i klasës së automjeteve ($c = 1, 2$).

$\hat{\rho}_{m,c}(k)$ Dendësia e vlerësuar për klasën c në segmentin m dhe hapin kohor k .

$\hat{v}_{m,c}(k)$ Shpejtësia e vlerësuar për klasën c në segmentin m dhe hapin kohor k .

$\hat{q}_{m,c}(k)$ Fluksi i vlerësuar për klasën c në segmentin m dhe hapin kohor k .

T Intervali i diskretizimit kohor.

L_m Gjatësia e segmentit m .

λ_m Numri mesatar i korsive në segmentin m .

$r_{m,c}(k)$ Fluksi hyrës nga rampa për klasën c në segmentin m dhe hapin kohor k .

$s_{m,c}(k)$ Fluksi dalës nga rampa për klasën c në segmentin m dhe hapin kohor k .

τ_c Konstante kohore për klasën c .

v_c^{free} Shpejtësia në rrjedhje të lirë për klasën c .

α_c Parametri në lidhjen shpejtësi-dendësi për klasën c .

ρ^{cr} Dendësia kritike në lidhjen shpejtësi-dendësi.

ζ Faktori i shkallëzimit të ndërveprimeve midis klasave të automjeteve.

v_c Faktori i parashikimit për klasën c .

χ_c Pragu minimal i dendësisë për klasën c .

$\delta_{on,c}$ Variabël binare që tregon nëse një rampa hyrëse është aktive për klasën c .

Z Të dhëna pseudo-vëzhguese hapësinore dhe kohore.

ω Vektor i daljeve pseudo-vëzhguese, i inicializuar me zero.

k Indeksi i hapit kohor.

m Indeksi i segmentit.

$g_{1,c}, g_{2,c}, g_{3,c}$ Terma të nxjerrë nga ekuacionet e METANET-it me shumë klasa, për dendësinë, shpejtësinë dhe fluksin respektivisht.

X Të dhëna të vëzhguara të hyrjes.

Y Të dhëna të vëzhguara të daljes.

$p(Y, \omega, g, \hat{f}, Z|X)$ Shpërndarja posteriori e përbashkët e variablave të fshehtë.

L Kufiri i poshtëm i evidencës (ELBO) për logaritmin e shpeshtësisë marginale.

Θ Grupi i parametrave të kernelit në Gaussian Process.

Simbolet e lidhura me Rrjetet Neurale Rekursive (RNN)

X Vargu i hyrjeve: $X = (x_1, x_2, \dots, x_T)$, ku T është gjatësia e vargut.

x_t Hyrja në hapin kohor t .

h_t Gjendja e fshehtë në hapin kohor t , që përfaqëson kujtesën e rrjetit.

f Funksion aktivizimi jolinear, zakonisht sigmoid (σ) ose tangent hiperbolik ($\tanh$).

T Gjatësia e vargut të hyrjes.

Simbole të lidhura me Rrjetet me Memorie Afatshkurtër dhe Afatgjatë (LSTM)

f_t Aktivizimi i portës së harresës në hapin kohor t , që kontrollon ruajtjen e informacionit të gjendjes së qelizës së mëparshme.

i_t Aktivizimi i portës së hyrjes në hapin kohor t , që përcakton shtimin e informacionit të ri në gjendjen e qelizës.

$\tilde{C}_t$ Gjendja kandidate e qelizës në hapin kohor t , që përfaqëson përditësimet e mundshme.

C_t Gjendja e qelizës në hapin kohor t , që përmbledh kujtesën afatgjatë dhe përditësimet e reja.

o_t Aktivizimi i portës së daljes në hapin kohor t , që rregullon kontributin e gjendjes së qelizës në gjendjen e fshehtë.

h_t Gjendja e fshehtë në hapin kohor t , që përfshin aktivizimin e portës së daljes dhe transformimin e gjendjes së qelizës për detyrat pasuese.

W_f, W_i, W_C, W_o Matricat e peshave të lidhura me portën e harrimit, portën e hyrjes, gjendjen kandidate të qelizës dhe portën e daljes, përkatësisht.

b_f, b_i, b_C, b_o Vektorët e përparësisë (bias) për portën e harrimit, portën e hyrjes, gjendjen kandidate të qelizës dhe portën e daljes, përkatësisht.

σ Funksioni aktivizues sigmoid, që paraqet hyrjet në intervalin $[0, 1]$.

$\tanh$ Funksioni aktivizues tangent hiperbolik, që paraqet hyrjet në intervalin $[-1, 1]$.

Simbolet e lidhura me modelin LSTM me shumë-klasa të informuar nga parimet e fizikës

X Të dhënat hyrëse, që përbëhen nga fluksi ose shpejtësia në modelin LSTM me një variabël, ose nga të dyja (fluksi dhe shpejtësia) në modelin LSTM me shumë variabla.

y Variabla objektive (fluksi ose shpejtësia).

$\hat{y}$ Parashikimet e modelit LSTM për fluksin ose shpejtësinë.

$\hat{y}'$ Vlerat e vlerësuara të gjeneruara nga ekuacionet METANET për fluksin dhe shpejtësinë.

$\mathcal{L}$ Funkcioni i humbjes.

α Hiperparametër që kontrollon balancën midis përshtatjes me të dhënat empirike dhe imponimit të kufizimeve fizike, që i përket intervalit $[0, 1]$.

MSE Gabimi mesatar katror.

Simbolet e lidhura me kontrolluesin ALINEA

$\tilde{r}_i(k)$ Fluksi i lejuar i rampës hyrëse që do të bashkohet me rrjedhën kryesore në hapin kohor vijues për rampën i në hapin k .

$r_i(k)$ Fluksi aktual i rampës hyrëse që hyn në rrjedhën kryesore në hapin kohor k për rampën i .

K_r Parametri i fitimit të kontrollit për kontrolluesin ALINEA.

$\hat{\rho}_i$ Dendësia objektive për seksionin pas rampës i .

$\rho_i(k)$ Dendësia e vëzhguar e trafikut pas rampës hyrëse për seksionin i në hapin kohor k .

$d_i(k)$ Kërkesa e rampës hyrëse për hapin kohor k për rampën i .

$l_i(k)$ Gjatësia e radhës për rampën i në hapin k .

T Koha totale e horizontit të kontrollit.

$r^{\max}$ Fluksi maksimal i lejuar për rampat hyrëse.

$\rho^{\max}$ Dendësia maksimale e seksionit të autostradës.

ρ^{cr} Dendësia kritike për seksionin e autostradës.

λ_i Shkalla e rrjedhës për seksionin i .

L_i Gjatësia e seksionit i në kilometra.

$\mathcal{L}$ Funkzioni i humbjes i përdorur në modelet e inteligjencës artificiale.

$\hat{\mathbf{y}}$ Parashikimet e modelit LSTM për fluksin dhe shpejtësinë.

$\hat{\mathbf{y}}'$ Vlerat e vlerësuara nga modelet METANET për fluksin dhe shpejtësinë.

$\mathbf{y}$ Variablat objektiv (fluks ose shpejtësi).

$\mathbf{X}$ Matrica e të dhënave hyrëse që përfaqëson sekuencat e fluksit ose të shpejtësisë.

α Hiperparametër që peshon balancën midis humbjes MSE dhe humbjes së bazuar në fizikë.

Simbolet e lidhura me kontrolluesin Parashikues lokal ALINEA

$\tilde{r}_i(k+1)$ Fluksi i modifikuar i rampës hyrëse që lejohet të futet në rrjedhën kryesore në hapin e ardhshëm për rampën i .

$r_i(k)$ Fluksi aktual i rampës hyrëse që hyn në rrjedhën kryesore në hapin kohor k për rampën i .

K_r Parametri i fitimit për kontrolluesin Parashikues ALINEA.

$\hat{\rho}_i$ Dendësia objektiv për seksionin pas rampës i .

$\rho_{i,\text{pred}}(k)$ Dendësia e parashikuar pas rampës hyrëse në hapin kohor k .

K_c Numri i hapave të ardhshëm të konsideruar për parashikimin e dendësisë.

$\tilde{\rho}_i(h)$ Vlerat e dendësisë së parashikuar për seksionin i në hapin kohor të ardhshëm h të gjeneruara nga modeli LSTM i udhëzuar nga dinamika e trafikut.

γ Parametër i zbutjes që balancon peshën midis dendësisë aktuale dhe asaj të parashikuar ($\gamma \in [0, 1]$).

h Indeksi për hapat kohorë të ardhshëm, që shkon nga k (hapi aktual) deri në $k + K_c$ (hapi final i parashikimit).

Simbolet e lidhura me kontrolluesin Parashikes të Koordinuar ALINEA

$r_i(k)$ Fluksi i kontrolluar i rampës për rampën e i -të në hapin kohor k .

$d_i(k)$ Kërkesa e fluksit nga rampa i në hapin k .

$\tilde{\mu}_i(k)$ Shkalla e kontrollit e peshëzuar për rampën i , që integron efektet e rampës lokale dhe atyre fqinje.

α_i Faktori i peshëzimit që përfaqëson kontributin e rampës i në shkallën totale të kontrollit.

$\mu_i(k)$ Shkalla e kontrolluar e fluksit për rampën i në hapin kohor k .

$\tilde{r}_i(k)$ Fluksi i modifikuar i rampës i i llogaritur nga kontrolluesi lokal me AI.

$\sum_i(\alpha_i)$ Shuma e faktorëve të peshëzimit, e normalizuar për të siguruar që $\sum_i(\alpha_i) = 1$.

Pjesa I

MODELIMI I TRAFIKUT

Kapitulli 1

Hyrje

1.1 Hyrje në sfondin e kërkimit

Në sistemet bashkëkohore urbane dhe ato të autostradave, blokimi i trafikut përbën një sfidë kritike me pasoja të konsiderueshme ekonomike, mjedisore dhe sociale. Koha e shtuar e udhëtimit, rritja e konsumit të karburantit, shtimi i emetimeve të gazeve dhe ulja e cilësisë së jetës për udhëtarët janë të gjitha ndikime të drejtpërdrejta të bllokimeve të trafikut. Rritja e numrit të automjeteve në rrugë dhe ritmi i shpejtë i urbanizimit theksojnë nevojën për strategji të sofistikuara të menaxhimit të trafikut për të garantuar sisteme transporti të qëndrueshme dhe efikase.

Vlerësimi i saktë i gjendjes së trafikut është themelor për menaxhimin modern të trafikut. Ai ndihmon në marrjen e vendimeve operative dhe planifikimin strategjik duke ofruar informacion në kohë reale mbi situatën në rrugë. Parashikimi i kushteve të trafikut luan një rol plotësues, duke mundësuar veprime parandaluese për të zbutur bllokimin e trafikut përpara se ai të përkeqësohet. Historikisht, këto sfida janë trajtuar me modele të bazuara në parimet e fizikës, si modeli METANET, i cili bazohet në dinamikat makroskopike të rrjedhës së trafikut. Edhe pse këto modele janë të bazuara në teori të vërtetuara, saktësia e tyre mund të kufizohet nga supozimet e thjeshtuara në lidhje me sjelljen reale të trafikut.

Shfaqja e metodologjive të bazuara në të dhëna, veçanërisht teknikat e të mësuarit automatik, ka hapur perspektiva të reja për përmirësimin e vlerësimit dhe parashikimit të gjendjes së trafikut. Këto qasje janë të afta të kapin marrëdhënie komplekse dhe jolineare në të dhënat e trafikut, shpesh me saktësi më të lartë se modelet klasike. Megjithatë, karakteri i paqartë i metodave ekskluzivisht të bazuara në të dhëna mund të çojë në mungesë interpretueshmërie dhe përgjithësimi të dobët, sidomos kur të dhënat janë të pakta ose të zhurmshme. Modelet hibride, që kombinojnë njohuritë fizike me metodat e të mësuarit

automatik, kanë dalë si një alternativë premtuese për tejkalimin e këtyre kufizimeve. Këto modele synojnë të përfitojnë nga përparësitë e të dy paradigmatve: bazimi teorik dhe interpretueshmëria e modeleve fizike, dhe fleksibiliteti dhe adaptueshmëria e teknikave të bazuara në të dhëna.

Strategjitë e kontrollit të trafikut, si menaxhimi i hyrjeve në autostradë bazuar në rampa (RM) dhe limitimi i shpejtësisë variabël (VSL), përbëjnë një pjesë të rëndësishme të sistemeve moderne të menaxhimit të trafikut. Këto strategji synojnë të maksimalizojnë kapacitetin e rrugës, të reduktojnë ngushtimet dhe të përmirësojnë rrjedhën e përgjithshme të trafikut. Menaxhimi i hyrjeve në autostradë bazuar në rampa (RM), në veçanti, kontrollon ritmin e hyrjes së automjeteve në rrugë, për të balancuar kërkesën me kapacitetin dhe për të parandaluar bllokimet. Efikasiteti i këtyre sistemeve varet shumë nga disponueshmëria e të dhënave të sakta dhe parashikimeve të besueshme. Për rrjedhojë, integrimi i modeleve të avancuara parashikuese me algoritme kontrolli është bërë një temë qendrore në fushën e sistemeve inteligjente të transportit.

Misioni i vlerësimit dhe kontrollit të gjendjes së trafikut bëhet edhe më kompleks për shkak të diversitetit në rritje të trafikut, si pasojë e bashkëjetesës së makinave, kamionëve dhe në të ardhmen, automjeteve autonome. Modelimi me shumë klasa të trafikut, që dallon midis llojeve të ndryshme të automjeteve, ofron një përfaqësim më të saktë të dinamikave të trafikut. Kjo çon në parashikime më të sakta dhe strategji kontrolli më të përshtatura për secilën kategori automjeti, duke sjellë zgjidhje më efektive për menaxhimin e trafikut.

Nxitur nga këto sfida, kjo tezë eksploron metoda të reja për vlerësimin dhe kontrollin e gjendjes së trafikut, me theks te integrimi i teknikave të të mësuarit automatik me ato të bazuara në parimet e fizikës, si në rastet me një klasë të vetme ashtu edhe në ato me shumë klasa automjesh. Kërkimi nënvizon domosdoshmërinë për modele trafiku të sakta dhe të interpretueshme, të cilat mund të menaxhojnë në mënyrë efektive kompleksitetin e kushteve reale dhe të ndihmojnë në zhvillimin e strategjive më adaptive dhe efektive të kontrollit për të përmirësuar efikasitetin dhe për të zbutur bllokimin në rrjetet rrugore.

1.2 Objektivat

Qëllimet e kësaj pune janë të nxitura nga nevoja për të optimizuar performancën e autostradave dhe për të zbutur bllokimin e trafikut, nëpërmjet përdorimit të strategjive të avancuara parashikuese dhe kontrolluese. Kërkimi synon të krijojë modele dhe kontrollues inovativë, që mundësojnë një menaxhim proaktiv dhe adaptiv të trafikut duke përdorur aftësitë e mësimit

automatik dhe duke i integruar ato me teoritë e konsoliduara të rrjedhës së trafikut. Objektivat e këtij studimi janë:

1. Parashikimi i Gjendjes së Trafikut:

- Të zhvillohen modele të sakta dhe efektive për parashikimin e gjendjes së trafikut, duke përdorur metoda të avancuara të mësimit automatik, si roçesit Gaussian i rregulluar nga parimet e fizikës (PR-GP) dhe modeli LSTM i informuar nga parimet e fizikës (PI-LSTM) ja.
- Të integrohet teoria e rrjedhës së trafikut në modelet e bazuara në të dhëna, për të përmirësuar saktësinë dhe interpretueshmërinë e parashikimeve, veçanërisht në situata me trafik me shumë klasa.

2. Optimizimi i Rrjedhës së Trafikut:

- Të përdoren modelet e parashikimit për të përmirësuar taktikat e optimizimit të rrjedhës së trafikut, përmes vendimmarrjes proaktive në menaxhimin e autostradave.
- Të analizohet efektiviteti i metodave hibride që integrojnë teknikat e bazuara në parimet e fizikës dhe ato të mësimit automatik, për zgjidhje më të mira të menaxhimit të trafikut.

3. Menaxhimi i hyrjeve në autostradë bazuar në rampa:

- Të zhvillohet një kontrollues parashikues ALINEA i bazuar në mësimin automatik, që përfshin parashikime të gjendjes së trafikut nga modeli PI-LSTM në algoritmin e kontrollit për menaxhimin e hyrjeve në autostradë bazuar në rampa në kohë reale.
- Të përmirësohet ky kontrollues për skema me shumë rampa, duke siguruar koordinim efikas ndërmjet rampave, duke marrë parasysh si kushtet lokale ashtu edhe ato në rrjedhën poshtë rampës.

4. Shkallëzueshmëria dhe Zbatimi në Botën Reale:

- Të vlerësohen modelet e parashikimit dhe algoritmet e kontrollit të propozuara në rrjete trafiku reale apo të simuluar, duke demonstruar shkallëzueshmërinë dhe rëndësinë praktike të tyre në situata të ndërlikuara.

- Të adresohen sfidat e integritetit të modeleve parashikuese të trafikut me sistemet ekzistuese të kontrollit, për të përmirësuar fleksibilitetin dhe qëndrueshmërinë e tyre.

5. Përmirësimi i Performancës së Autostradës:

- Të reduktohet bllokimi, të përmirësohet qëndrueshmëria e kohës së udhëtimit dhe të rritet efikasiteti i përgjithshëm i autostradave, përmes masave të menaxhimit të trafikut që janë proaktive dhe adaptive.
- Të kryhet një analizë e thelluar mbi efektet e integritetit të qasjeve të bazuara në mësimin automatik dhe parimet e fizikës në sistemet e kontrollit të trafikut.

1.3 Kontributet

Ky disertacion përfaqëson një avancim të rëndësishëm në fushën e vlerësimit dhe kontrollit të gjendjes së trafikut, duke adresuar sfida thelbësore në lidhje me saktësinë e parashikimit, interpretueshmërinë dhe optimizimin e kontrollit. Puna mbulon dy fusha kryesore: vlerësimin e gjendjes së trafikut dhe kontrollin e trafikut, me fokus të veçantë tek modele hibride dhe tek dinamika me shumë klasa e trafikut. Kontributet kryesore përmbledhen si më poshtë:

1. Modeli i Proçesit Gaussian i rregulluar nga parimet e fizikës (PR-GP)

- Zhvillimi i një modeli të ri që përfshin parimet fizike të rrjedhës së trafikut në kuadrin e Proçesit Gaussian – duke sjellë modelin PR-GP, që kombinon fleksibilitetin e metodave të bazuara në të dhëna me rregullat e fizikës së trafikut.
- Përdorimi i algoritmit k-Means për të krijuar pseudo-vëzhgime, duke përmirësuar saktësinë dhe qëndrueshmërinë e modelit në situata me të dhëna të pakta ose të zhurmshme.

2. Modeli LSTM i informuar nga parimet e fizikës (PI-LSTM)

- Zhvillimi i modelit PI-LSTM që integrohet me ekuacionet e dinamikës së trafikut gjatë procesit të trajnimit, duke garantuar parashikime të qëndrueshme me ligjet e rrjedhës së trafikut.
- Tregohet se PI-LSTM mund të kapë sjellje komplekse dhe lidhje kohore në trafik duke ruajtur interpretueshmëri falë kufizimeve fizike.

3. Zgjerimi në modelimin me shumë klasa të trafikut

- Zgjerimi i modeleve PR-GP dhe PI-LSTM për të përfshirë dinamikat multi-klasore, duke bërë dallimin midis kategorive të automjeteve si makina dhe kamionë.
- Adresimi i kompleksitetit të sjelljeve të ndryshme të automjeteve, duke mundësuar parashikime më të detajuara dhe të sakta për trafik të përzier.

4. Analiza krahasuese e modeleve hibride për vlerësimin e trafikut

- Një krahasim gjithëpërfshirës midis modeleve PR-GP dhe PI-LSTM në lidhje me saktësinë, interpretueshmërinë dhe shkallëzueshmërinë.
- Analizë e kompromisit midis fleksibilitetit të Proçesit Gaussian dhe fuqisë kohore të LSTM në kontekstin e modeleve hibride të udhëhequra nga parimet e fizikës.

5. Menaxhimi i hyrjeve në autostradë bazuar në rampa me integrim të PI-LSTM

- Zhvillimi i një kontrolluesi parashikues ALINEA të bazuar në mësimin automatik që përdor parashikimet nga modeli PI-LSTM.
 - Integrimi i gjendjeve të parashikuara të trafikut në algoritmin e kontrollit, duke përlogaritur fluksin hyrës nga rampa në bazë të të dhënave në kohë reale dhe parashikimeve.
 - Strategji proaktive që shmangin ngarkesën para se të ndodhë, përmes kontrollit të përshtatshëm dhe adaptiv.
- Kontrolluesi siguron një zgjidhje të shkallëzueshme dhe të qëndrueshme që balancohet ndërmjet reagimit lokal dhe vendimmarrjes me vizion afatshkurtër.

6. Kontrollues me shumë rampa me integrim të PI-LSTM

- Zgjerimi i kontrolluesit parashikues ALINEA për skenarë me shumë rampa, për të menaxhuar ndërvarësitë komplekse të trafikut në rrjetet autostradale.
 - Përdorimi i parashikimeve të dendësisë nga PI-LSTM për çdo rampë të kontrolluar dhe rampat fqinje, duke lehtësuar kontroll të koordinuar ndërmjet pikave të hyrjes.
 - Kalibrimi dinamik i kontrollit përmes peshëzimit të gjendjeve të parashikuara dhe të vlerësuara të trafikut.

- Kjo metodë trajton varësitë hapësinore dhe kohore në trafik, duke siguruar optimizim në nivel sistemi, jo vetëm në nivel rampash.
- Struktura hierarkike me monitorim MPC në nivel të lartë dhe ALINEA në nivel lokal, për të ruajtur balancën ndërmjet koordinimit dhe fleksibilitetit.

7. Zbatim në rrjete reale trafiku

- Verifikimi i modeleve dhe strategjive të kontrollit në të dhëna reale trafiku që përfshijnë skenarë me rampa hyrëse/dalëse dhe trafik të përzier.
- Tregohet përdorshmëria praktike dhe adaptueshmëria e metodave të propozuara për zgjidhjen e problemeve reale të ngarkesës në trafik.

1.4 Struktura e disertacionit

Ky disertacion është strukturuar në dy pjesë kryesore, secila duke përmbushur një rol të caktuar në paraqitjen e kërimit. Pjesa 1, që përfshin Kapitujt 1, 2, dhe 3, fokusohet në modelimin e trafikut dhe vendos themelin teorik për diskutimin që vijon mbi kontrollin e trafikut në Pjesën 2.

Një hyrje në studim, ku paraqitet sfondi dhe pikat kyçe, jepet në Kapitullin 1. Paraqitja nis me një përmbledhje të shkurtër të arsyes së studimit, duke sqaruar pse modeli i rrjedhës së trafikut është thelbësor për Sistemet Inteligjente të Transportit (ITS). Ky kapitull vijon me diskutimin mbi kontributet shkencore të këtij kërkit, duke përfshirë modele të reja për vlerësimin dhe kontrollin e trafikut, si dhe qëllimet specifike të studimit. Për më tepër, ky kapitull shërben si një plan udhëzues për strukturën e disertacionit, duke orientuar lexuesin në kapitujt vijues.

Kapitulli 2 ofron një analizë të gjerë mbi kërkitin dhe praktikën aktuale në modelimin e rrjedhës së trafikut. Në seksionin e parë paraqiten bazat teorike, procedurat e kalibrimit dhe të vlefshmërisë të modelit makroskopik të rendit të dytë METANET. Ky seksion fokusohet në zgjerimet e METANET dhe përdorimet e tij praktike, si dhe në aplikimin e tij për vlerësimin e gjendjes së trafikut. Kapitulli gjithashtu shkon më tej për të shqyrtuar modelet e të mësuarit automatik, si rrjetet LSTM dhe Proçeset Gausiane (GP), të cilat kanë gjetur përdorim gjithnjë në rritje në vlerësimin e gjendjes së trafikut. Përqendrimi është në zhvillimet më të fundit të këtyre modeleve, përfshirë metoda të përmirësuara të GP dhe LSTM, modele hibride që integrojnë qasje të ndryshme dhe metoda për trajtimin e mungesës së të dhënave në parashikimin e trafikut. Së fundmi, jepet një përmbledhje e literaturës mbi modelet e të

mësuarit automatik të udhëhequra nga parimet e fizikës, të cilat përmirësojnë saktësinë e vlerësimit të trafikut duke integruar modele fizike me teknika të bazuara në të dhëna.

Kapitulli 3 zgjeron idetë e paraqitura në kapitullin e dytë duke hyrë më thellë në modelet e të mësuarit automatik të udhëhequra nga parimet e fizikës. Së pari prezantohet modeli METANET me shumë klasa; një zgjerim i modelit origjinal METANET që merr në konsideratë lloje të ndryshme të automjeteve, përfshirë makina dhe kamionë. Pas prezantimit të konceptit të Proçeseve Gausiane, kapitulli vijon me përshkrimin e tyre, funksionet kernel, metodat e inferencës dhe parashikimit, si dhe teknikat e rregullimit për përmirësimin e saktësisë së modelit. Në seksionin që vijon, përshkruhet në detaje mënyra se si kufizimet fizike integrohen në procesin e modelimit për të ndërtuar Proçesin Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës. Për më tepër, kapitulli shqyrton Rrjetet me Memorie Afatshkurtër dhe Afatgjatë (LSTM), duke i shpjeguar ato në detaje dhe duke paraqitur dallimet midis modeleve LSTM me një variabël dhe shumë varibla, si dhe përdorimin e tyre në modelimin e trafikut. Në fund, paraqitet krijimi i një modeli i LSTM me shumë klasa i informuar nga parimet e fizikës, i cili kombinon modelet e bazuara në fizikë me teknikat e të mësuarit automatik për të përmirësuar aftësinë e tij në përfaqësimin e dinamikave komplekse të trafikut. Pas një krahasimi të modeleve të ndryshme të bazuara në parimet e fizikës për të vlerësuar efektshmërinë e tyre, paraqitet një rast studim për të demonstruar zbatimin praktik të këtyre modeleve.

Pjesa II, që përfshin Kapitujt 4 dhe 5, zhvendos fokusin nga modeli në kontrollin e trafikut.

Duke u përqendruar në menaxhimin e hyrjeve në autostradë bazuar në rampa, metodat dhe praktikatat aktuale të kontrollit të trafikut në autostrada analizohen në Kapitullin 4. Fillimisht, shpjegohet menaxhimi i hyrjeve në autostradë bazuar në rampa, që rregullon fluksin e automjeteve që hyjnë në autostradë për të shmangur ngarkesën dhe për të përmirësuar rrjedhën e trafikut. Ky seksion shqyrton qasje të ndryshme në menaxhimin e hyrjeve në autostradë bazuar në rampa, si kontrolli lokal i rampave që rregullon çdo rampë në varësi të kushteve lokale të trafikut; kontrolli i koordinuar i rampave, që optimizon rrjedhën e trafikut përmes menaxhimit të disa rampave njëkohësisht; dhe strategjitë e kontrollit të lidhjeve, që rregullojnë rrjedhën në gjithë sistemin autostradal. Për të përmirësuar performancën dhe për t'u përshtatur me kushte të ndryshme të trafikut, kapitulli trajton edhe strategjitë hibride të kontrollit. Avantazhet, disavantazhet dhe përdorimet potenciale të secilës prej këtyre qasjeve analizohen në mënyrë të detajuar.

Kapitulli 5 përqendrohet në modelet parashikuese për menaxhimin e hyrjeve në autostradë bazuar në rampa. Kapitulli nis me një shpjegim të ideve që qëndrojnë pas kontrolluesit

ALINEA, ndjekur nga një shqyrtim i disa treguesve të performancës që përdoren për të vlerësuar efektshmërinë e kontrolluesve të trafikut. Më pas, prezantohen kontrolluesit lokal parashikues ALINEA, që përdor parashikime të trafikut për të modifikuar në mënyrë dinamike normat e menaxhimit të hyrjeve në autostradë bazuar në rampa. Ky seksion fokusohet në kontrollues parashikues për një rampë të vetme dhe në kontrollues me shumë rampa, të cilët përdorin të dhëna nga disa rampa për të mundësuar vendimmarrje të koordinuar në një rrjet të gjerë autostradash. Metoda e dytë paraqet një zgjidhje më gjithëpërfshirëse për menaxhimin e trafikut, duke ofruar zgjidhje të shkallëzueshme dhe fleksibël për të adresuar modele komplekse të trafikut. Kapitulli përmbyllet me prezantimin e shembujve të rasteve studimore për të ilustruar zbatimin dhe vlerësimin e këtyre qasjeve të kontrollit.

Kapitulli 2

Gjendja aktuale e zhvillimit në modelimin e rrjedhës së trafikut

Modelimi i gjendjes së trafikut është një element thelbësor i Sistemeve Inteligjente të Transportit (ITS), duke shërbyer si baza për menaxhimin, kontrollin dhe parashikimin e trafikut. Ndër metodologjitë e ndryshme të modelimit, modelet e bazuara në fizikë dhe teknikat e bazuara në të dhëna janë shfaqur si paradigmat kryesore. Ky kapitull ofron një shqyrtim të gjerë të strategjive bashkëkohore të modelimit të trafikut, duke krijuar një bazë për krijimin e modeleve të mësimin të makinave të bazuara në fizikë që integrojnë avantazhet e të dyja qasjeve.

Kapitulli është i organizuar në tre seksione kryesore. Seksioni i parë shqyrton modelin METANET, një model makroskopik i trafikut i bazuar në konceptet themelore fizike. Në këtë seksion përfshihet literatura lidhur me teknikat për kalibrimin dhe testimin e METANET, aplikimet e tij në vlerësimin e trafikut dhe përmirësimet që synojnë rritjen e funksionalitetit të tij për kushtet bashkëkohore të trafikut. Gjithashtu shqyrtohet funksioni i METANET në formimin e teknikave efikase për menaxhimin e trafikut, duke theksuar fleksibilitetin dhe aftësinë e tij për t'u përshtatur.

Seksioni i dytë i kushtohet Proceseve Gausiane (PG), një model probabilistik i cili mund të përdoret dhe për modelimin e trafikut. Është realizuar një studim i literaturës për metodologjitë standarde dhe të zgjeruara të Proceseve Gausiane, duke u fokusuar në aplikimin e tyre për menaxhimin e pasigurisë dhe të dhënave të munguara. Literatura gjithashtu thekson metodat e mësimin hibrid dhe të përbërë, të cilat integrojnë modelet PG me teknika të tjera, duke nënvizuar potencialin e tyre për një vlerësim të qëndrueshëm dhe adaptiv të gjendjes së trafikut.

Seksioni i tretë përmbledh gjetjet e kërkimit mbi rrjetet me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM), të cilat janë bërë gjithnjë e më popullore për shkak të aftësisë së tyre për të kapur varësitë kohore në të dhënat e trafikut. Modelet standarde dhe të përmirësuara LSTM, si dhe qasjet hibride që integrojnë rrjetet LSTM me metodologji plotësuese si mësimi i përbërë dhe mekanizmat e vëmendjes, janë përfshirë në këtë seksion. Këto modele përshkruhen në studimet ekzistuese. Këto kontribute demonstrojnë interesin në rritje dhe aftësinë për t'u përshtatur të metodave të bazuara në LSTM për vlerësimin e gjendjes së trafikut.

Seksioni i katërt paraqet teknikat e modelimit të trafikut, që gjenden në literaturë, të cilat kombinojnë metodat e bazuara në fizikë dhe mësimin e makinave. Bazuar në keto studime, do të zhvillohen modele të mësimin të makinave të bazuara në fizikë me qëllim përmirësimin e vlerësimit dhe kontrollit të gjendjes së trafikut në aspektin e saktësisë, interpretueshmërisë dhe fleksibilitetit.

2.1 Modeli Makroskopik i Trafikut METANET

I prezantuar për herë të parë nga Papageorgiou (Papageorgiou et al., 1989, 1990), modeli METANET është një model i njohur makroskopik i rendit të dytë për të paraqitur dinamikën e trafikut në autostrada. METANET është një model diskret në kohë i përbërë nga ekuacione të gjendjes që përshkruajnë dinamikën e dendësisë së trafikut dhe shpejtësisë mesatare të trafikut në të gjitha segmentet e rrugëve të shqyrtuara. Shumë studime në modelimin dhe kontrollin e trafikut janë ndërtuar mbi të për shkak të aftësisë së tij për të kapur aspekte thelbësore të trafikut. Ky seksion shqyrton studimet që gjenden në literaturë për të validuar dhe kalibruar modelin, përdorimin e METANET si një estimues të gjendjes së trafikut dhe zgjerime të ndryshme që modifikojnë modelin për t'u përshtatur me situata të reja. Ne gjithashtu kalojmë në përdorimin e METANET si një mjet thelbësor për krijimin e skemave të sofistikuar të kontrollit të trafikut, të cilat përmirësojnë efikasitetin dhe sigurinë ndërkohë që optimizojnë performancën e autostradave.

2.1.1 Metodat për Kalibrimin dhe Vlerësimin e Saktësisë së Modelit METANET

Kalibrimi dhe verifikimi i METANET-it garantojnë që parametrat e tij të pasqyrojnë me saktësi dinamikën e trafikut në botën reale. Modelimi i rrjeteve në shkallë të gjerë dhe taktikat efikase të kontrollit të trafikut varen nga këto procedura.

Kalibrimi i modelit METANET formulohet si një problem optimizimi jo-linear. Për estimimin e parametrave, shumë studime përdorin teknika të bazuara në popullatë. Nkalibrimi dhe verifikimi i METANET-it garantojnë që parametrat e tij të pasqyrojnë me saktësi dinamikën e trafikut në botën reale. Modelimi i rrjeteve në shkallë të gjerë dhe taktikat efikase të kontrollit të trafikut varen nga këto procedura disa studime parametrat e METANET, si koeficientët e ekuacioneve të dendësisë dhe shpejtësisë, janë optimizuar duke përdorur metoda si optimizimi me shumicë grimcash (PSO) dhe algoritmet gjenetike (GA) (Poole and Kotsialos, 2012, 2016a, 2018; Spiliopoulou et al., 2015). Duke e konsideruar METANET si një model kuti të zezë dhe duke përdorur simulatorin në mënyrë iteruese për të vlerësuar funksionet e përshtatshmërisë, këto algoritme stokastike shmangin në mënyrë efektive minimumet lokale (Poole and Kotsialos, 2012). Në mënyrë specifike, PSO ka demonstruar rezultate inkurajuese, duke arritur konvergjencë të shpejtë dhe generalizim të fortë në një gamë të gjerë skenarësh trafiku (Poole and Kotsialos, 2016a, 2018). Për të përmirësuar qëndrueshmërinë përballë kushteve të ndryshueshme të trafikut, janë përdorur gjithashtu algoritme të tjera të bazuara në popullatë, si Nelder-Mead dhe teknika e kryqëzimit të entropisë (Spiliopoulou et al., 2015).

Teknikat e bazuara në gradient, nga ana tjetër, janë bërë zëvendësues efektivë. Këto teknika mundësojnë një konvergjencë më të shpejtë duke shfrytëzuar dinamikën e sistemit përmes matricës Jakobiane të modelit. Një shembull i njohur është përdorimi i RPROP (përhapja prapa e qëndrueshme), që lejon estimimin efikas të parametrave përmes optimizimit të bazuar në gradient kur kombinohet me paketën ADOL-C për diferencimin automatik (Poole and Kotsialos, 2016b, 2018). Duke fituar qasje direkte në ekuacionet themelore të METANET, këto teknika përmirësojnë procesin e kalibrimit dhe ofrojnë një kupim më të thellë të sjelljes së trafikut. Për më tepër, modelet METANET janë optimizuar duke përdorur algoritmin Sequential Quadratic Programming (SQP), i cili siguron një përshtatje të ngushtë midis sjelljes së parashikuar dhe asaj reale të trafikut, veçanërisht në aplikimet e kontrollit të rampës së metimit (Han et al., 2020).

Problemi i minimumeve lokale gjatë procesit të kalibrimit është trajtuar në një numër studimesh, veçanërisht në raste kur të dhënat e sensorëve janë të kufizuara. Për të adresuar këtë problem, një procedurë sistematike kalibrimi në tri hapa u sugjerua nga Frejo et al. (2012): së pari, përcaktohen parametrat e diagramit themelor për segmentet me të dhëna të disponueshme; pastaj, optimizohen parametrat e ekuacioneve të shpejtësisë me vlerat e diagramit themelor të fiksuara; dhe së fundi, u realizua një optimizim global për të përmirësuar rezultatet. Kjo teknikë metodike garanton vlerësime më të sakta të parametrave në rrjetet e mëdha dhe ndihmon në parandalimin e zgjidhjeve të këqija. Në formulimet hapësirë-gjendjeje të METANET, janë përdorur gjithashtu teknika plotësuese si Katrorët më të Vogël Rekursiv

(RLS) dhe Filtri i Zgjeruar Kalman(EKF). Këto teknika mundësojnë përgatitjen më të mirë të kontrollit të trafikut, duke zgjidhur problemet e jo-linearitetit dhe ofruar parashikime të sakta të gjendjes (Abdi et al., 2010).

Ka disa pengesa për t'u kapërcyer kur aplikohen teknikat e optimizimit në rrjetet e mëdha të autostradave. Metodot tradicionale shpesh e ndajnë rrjetin në pjesë më të vogla dhe kalibrojnë secilën pjesë veç e veç. Për të rritur automatizimin dhe për të parandaluar ndryshimet manuale, punimet më të reja propozojnë që të formulohet një çështje optimizimi e madhe në shkallë të gjerë (Poole and Kotsialos, 2018). Avantazhet e kësaj qasjeje gjithëpërfshirëse ilustrohen nga një studim që përdor një rrjet rrugor unazë në Amsterdam, i cili mundëson që modeli të përcaktojë automatikisht sasinë dhe shkallën hapësinore të skemave themelore nëpër rrjet (Poole and Kotsialos, 2016a). Kjo qasje zvogëlon ndikimin e të dhënave të munguara të sensorëve dhe shpejton procesin e kalibrimit.

Studimet më të fundit në kalibrimin dhe validimin e METANET përdorin kornizat e benchmarkimit (Wang et al., 2022). Duke mundësuar krahasime metodike midis rezultateve të modeleve dhe të dhënave reale, këto korniza përmirësojnë përgjithësimin dhe performancën e modelit.

2.1.2 Përdorimi i METANET për vlerësimin e gjendjes së trafikut

Modeli METANET është përdorur gjerësisht si një model i njohur makroskopik i trafikut për vlerësimin e trafikut në autostrada dhe udhëzimin e rrugës. METANET lehtëson krijimin dhe simulimin e teknikave të udhëzimit të rrugës të bazuara në feedback, duke përfshirë PI, LQI dhe kontrollues të tipit bang-bang, për të arritur Dinamikën e Barazisë së Përdoruesit (DUE) në rrjete të ndërlikuara autostradash (Wang et al., 2001). Për të arritur kohë udhëtimi të ngjashme nëpër rrugë, kjo strategji modifikon normat e ndarjes për të reflektuar kushtet aktuale dhe ndikon në shpërndarjen e trafikut në pikat e degëzimit. Studimi tregon se si METANET mund të menaxhojë ndryshimet dinamike të rrugës përmes segmenteve të autostradës duke analizuar efektet e disa kriterëve, si niveli i përputhshmërisë, ndryshimet në kërkesë dhe skenarët e incidenteve.

Po ashtu, HongCheng et al. (2009) përdorin METANET, për të vlerësuar se si panelet grafike të informacionit të rrugës (GRIPs) ndikojnë në shpërndarjen e trafikut dhe lehtësimin e ngarkesës në një rrjet autostradash. Për të ndihmuar shoferët të zgjedhin rrugët më të mira, GRIP kombinon shfaqjet e informacionit të përdoruesit me vlerësimet e gjendjes së trafikut në kohë reale bazuar në METANET. Për të reduktuar ngarkesën dhe për të balancuar

ngarkesat nëpër rrjetin e autostradës, GRIP modifikon në mënyrë dinamike rrjedhën e trafikut në pikat strategjike të rrjetit.

Nga ana tjetër, Ma et al. (2021) dhe Zhao et al. (2022) përdorin METANET për të vlerësuar situatën e trafikut në autostrada, duke theksuar mënyrat për të përmirësuar parashikimet e trafikut në kohë reale. Një Filtrues i Zgjeruar Kalman (EKF) për METANET është zhvilluar nga Ma and Wang (2022) për të vlerësuar kushtet e trafikut (si densiteti, shpejtësia dhe rrjedha) duke përdorur informacion nga sensorët e palëvizshëm dhe ata mobilë. Kjo metodë përditëson vlerësimet e trafikut në mënyrë iteruese duke përdorur të dhëna të freskëta nga sensorët, duke përmirësuar saktësinë e modeleve të trafikut në autostrada, veçanërisht në situata me nivele të larta ngarkese. Kjo është zgjeruar nga Zhao et al. (2022), i cili shqyrton teknikat e parashikimit të gjendjes së trafikut në skenarë të ndryshëm sensimi, duke përfshirë të dhënat e makinave të lidhura. Avantazhet e EKF bazuar në METANET për menaxhimin e kushteve në kohë reale dhe me sensim të përzier në autostrada janë theksuar përmes një krahasimi të EKF me teknika të tjera të Filtrimit Kalman.

2.1.3 Zhvillimet dhe zgjerimet e mëtejshme të modelit METANET

Për të trajtuar kompleksitetin në rritje të sistemeve të trafikut në botën reale, studiuesit kanë zgjeruar gradualisht METANET. Për të menaxhuar karakterin në ndryshim të rrjeteve të transportit bashkëkohor, një mënyrë e zakonshme në këto studime është optimizimi i performancës mjedisore, integrimi i mekanizmave të rinj të kontrollit dhe përfshirja e variacioneve në sjelljen e automjeteve.

Përfshirja e shumë klasave të automjeteve në modelin METANET u prezantua për herë të parë nga Caligaris et al. (2007), i cili prezanton një model për të adresuar ndërveprimet dinamike ndërmjet llojeve të ndryshme të automjeteve—përkatësisht automjeteve të shpejta dhe të ngadalta—në trafikun e autostradave. Duke kapur në mënyrë të saktë efektet e ndërhyrjes ndërmjet klasave të automjeteve, ky model mundëson veprime të personalizuar menaxhimi për çdo klasë automjetesh me qëllim përmirësimin e performancës në total të autostradës. Duke u bazuar mbi këtë, Caligaris et al. (2009) përdorin modelin në një skemë të Kontrollit Parashikues të Modelit (MPC) për të menaxhuar më mirë rrjedhën e trafikut duke optimizuar veprimet e kontrollit të trafikut si kufijtë e shpejtësisë variabël dhe matja e rampës për çdo klasë automjetesh.

Në mënyrë të ngjashme, për të përshkruar në mënyrë efektive trafikun heterogjen të autostradave, Pasquale et al. (2013) sugjerojnë një model me dy klasa që dallon në mënyrë të qartë ndërmjet sjelljes së makinave dhe kamionëve. Ky model drejtohet nga mënyrat e

ndryshme të rrjedhës dhe ndërveprimet ndërmjet këtyre klasave të automjeteve. Më pas, ky model përdoret për një sërë aplikimesh kontrolli (Pasquale et al. (2014a) -Pasquale et al. (2018c)). Në veçanti, duke kontrolluar individualisht rrjedhën e makinave dhe kamionëve, Pasquale et al. (2014a) dhe Pasquale et al. (2014c) e inkorporojnë modelin në një teknikë të modifikuar të matjes së rrugëve PI-ALINEA për të ulur ndotjen. Modeli nga Pasquale et al. (2015b) ofron një skeme optimale të kontrollit që ka për qëllim uljen e ngarkesës dhe ndotjes së trafikut. Së fundmi, Pasquale et al. (2016c) kombinon metrikat e sigurisë me qëllimet e menaxhimit të ngarkesës për të integruar modelin në një skeme kontrolli të orientuar nga siguria.

Po ashtu, Deo et al. (2009) e kanë riformuluar modelin METANET për rastin me shumë klasa automjesh. Ky zgjerim me shumë klasa automjesh përdoret në një skeme të Kontrollit të Parashikimit të Modelit (MPC) nga Deo et al. (2009) për të koordinuar metodat e kontrollit të trafikut, si matja e rampës dhe ndryshimi i kufijve të shpejtësisë, duke personalizuar kontrollin për secilën klasë automjesh.

Duke u bazuar mbi këto zhvillime, Liu et al. (2014) kanë propozuar diagrame themelore specifike për klasat e automjeteve, që lejon të përmirësohet modeli shumëklasësh. Metoda e Liu lejon secilën klasë automjesh të funksionojë brenda marrëdhënies së saj të rrjedhë-dendësisë, në kundërshtim me punimet e mëparshme që kombinonin klasat e automjeteve duke përdorur një sistem kontrolli të vetëm. Duke ndarë qartë hapësirën për klasat e automjeteve, kjo metodologji rrit përmirësimin e politikave të kontrollit dhe bën të mundur që modeli të përfaqësojë më saktë sjelljet e ndryshme.

He et al. (2022) kanë zgjeruar qasjen shumëklasëshe duke prezantuar një model METANET specifik për korsitë, që ndryshon dinamikisht skemat e ndarjes së korsive në përputhje me llojin e automjetit. Qëllimi i studimit është të rritet efikasiteti i përgjithshëm duke ndarë kamionët nga automjetet e pasagjerëve duke përdorur kontrollin e parashikimit të modelit (MPC). Në këtë studim sugjerohet të ndahet segmenti rruges në tre pjesë: një pjesë parashikuese që parashikonte rrjedhën e automjeteve në drejtim të poshtëm, një pjesë kalimi që menaxhonte ndërrimin e korsive në përputhje me llojin e automjetit, dhe një pjesë kontrolli që zbaton planin më të mirë të ndarjes së korsive. Kjo metodë garanton rrjedhë më të përmirësuar trafiku dhe përdorim më efikas të korsive.

Studime të tjera janë përqëndruar në përmirësimin e modelit të trafikut METANET duke përdorur teknika të avancuara që synojnë përmirësimin e vlerësimeve të gjendjes së trafikut dhe trajtimin e pasigurisë në rrjedhën e trafikut. Hidayat et al. (2010) sugjerojnë një përfaqësim të modelit të trafikut METANET për një metodë jo-lineare vlerësimi të gjendjes së trafikut duke përdorur një model fuzzy Takagi-Sugeno (TS). Duke konvertuar modelin

METANET në një model fuzzy TS, kjo teknikë bën të mundur krijimin e një vëzhguesi të strukturuar që garanton konvergjencën e vlerësimit të gjendjes. Autorët ndanë me sukses varësitë jo-lineare të dinamikës së trafikut në nën-modele lineare të menaxhueshme duke përdorur qasjen e jo-linearësisë sektoriale, e cila lejon një vlerësim më të saktë të gjendjes në një sërë skenarësh të trafikut. Për të siguruar kalime pa probleme ndërmjet gjendjeve të ndryshme të trafikut, modeli TS fuzzy ndërtohet duke përdorur një sërë rregullash fuzzy që lidh kushtet operationale me nën-modelet përkatëse.

Gning et al. (2011) kanë zhvilluar CM me Intervale (ICM) dhe një version interval të modelit METANET (IMETANET), të cilët paraqesin një metodë të bazuar në interval për modelimin makroskopik të trafikut. Kjo metodë inovatore ofron kufijtë e poshtëm dhe të sipërm për variabla të rëndësishëm të trafikut si dendësia, rrjedha dhe shpejtësia. Pa supozuar asgjë mbi shpërndarjen e automjeteve brenda segmenteve, IMETANET ofron një përshkrim më të besueshëm të dinamikës së trafikut duke kapur variabilitetin thelbësor në këto vlera. Nëpërmjet kufizimeve të thjeshtuara dhe strategjive të qëndrueshme nën pasiguri, modeli përmirëson përdorimin tij në skemat e kontrollit, duke ruajtur strukturën themelore të METANET dhe duke shtuar intervale për të marrë parasysh pasigurinë. IMETANET është një mjet mbështetës i dobishëm që ofron informacion mbi gabimin dhe variabilitetin.

Përveç menaxhimit të trafikut të ndryshëm, modeli METANET është zhvilluar për të marrë parasysh çështjet mjedisore. Duke lidhur modelet e emetimeve dhe konsumit të karburantit me dinamikën e rrjedhës së trafikut, Groot et al. (2011) kanë integruar në arkitekturën e Modelit të Kontrollit të Parashikimit (MPC) përdorimin e karburantit në modelin METANET. Kjo metodë tregon se si optimizimi i trafikut mund të reduktojë ngarkesën e trafikut dhe përdorimin e karburantit, duke balancuar objektivat mjedisore dhe efikasitetin e rrjedhës.

Duke zgjeruar këto koncepte, Zegeye et al. (2013) kanë prezantuar modelin VT-Macro, i cili ka bashkuar modelin mikroskopik të emisioneve VT-Micro me modelin makroskopik METANET. Ky integrim ndihmon në mbylljen e hendekut ndërmjet sjelljeve specifike të automjeteve siç është pershpejtimi, i cili ka një ndikim të drejtpërdrejtë në emetimet dhe konsumimin e karburantit, dhe karakteristikave të trafikut si rrjedha dhe dendësia. Modeli VT-Macro mundëson vlerësime të ndikimit mjedisor në kohë reale, duke inkurajuar teknika të menaxhimit të trafikut të qëndrueshëm që zvogëlojnë trafikun duke përdorur më pak energji dhe duke emetuar më pak ndotje.

Një fushë tjetër kërkimi ka zhvilluar përafrime të modelit METANET për të adresuar vështirësitë kompjuterike dhe jo-linearitetin e brendshëm të tij. Për të integruar më mirë modelin METANET në një Model të Kontrollit të Parashikimit (MPC), Groot et al. (2011) kanë krijuar një përafrim Piecewise Affine (PWA) të modelit. Në një studim të mëparshëm,

autorët kanë optimizuar menaxhimin e trafikut përtej reduktimit të ngarkesës duke përfshirë çështjet mjedisore si emetimet dhe përdorimin e karburantit në modelin METANET. Megjithatë për të zgjidhur modelin jo-linear METANET në një mjedis MPC ka ngarkesë llogaritëse. Për të bërë optimizimin më të menaxhueshëm, autorët sugjerojnë afërsimin PWA, i cili konverton ekuacionet jo-lineare në një koleksion segmentesh më të thjeshta. Ky studim u zgjeruar më pas duke transformuar formulimin PWA në një problem Programimi Linear me Numra të Plotë të Përzier (MILP). Duke shtuar variabla binarë në modelin PWA për të përfaqësuar zonat aktive, rritet ndjeshëm efikasiteti kompjuterik për aplikimet në kohë reale. Megjithatë, një pengesë kryesore është balancimi midis saktësisë së modelit dhe numrit të variablave binarë. Autorët treguan në këto punime se si afërsimet PWA mund të mundësojnë optimizimin e trafikut në kohë reale me më pak kërkesa kompjuterike, duke ruajtur dinamikat e rëndësishme të trafikut.

Ideja e Integritetit të Automjetit me Infrastrukturën (VII) është shtuar në zhvillimet pasuese, duke demonstruar rëndësinë në rritje të teknologjisë së lidhur. Modeli METANET është zgjeruar nga Sun et al. (2014) për të përfshirë sisteme të bashkëpunimit midis automjeteve dhe infrastrukturës. Duke marrë parasysh dinamikën si të bazuar në lidhje ashtu edhe në nivel automjeti, parashikimet në këtë model u zhvendosën në një shkallë më mezoskopike. Në vend që të kufizoheshin në një lidhje të vetme, automjetet gjurmoheshin përgjatë një sërë lidhjesh, me rrethana që ndikojnë në shpejtësinë e tyre në rrjedhën e poshtme. Ky modifikim mundëson që kontrolluesit e trafikut të përdorin komunikim në kohë reale midis infrastrukturës dhe automjeteve për të menaxhuar kushtet e trafikut, duke kaluar nga taktikat reaktive në ato më parashikuese. Përveç përmirësimit të fuqisë parashikuese të modelit, ky përditësim ofron një mekanizëm për të aplikuar teknika kontrolli bashkëpunuese duke zëvendësuar mesazhet direkte me sinjale të zakonshme të mesazheve të variueshme.

Modeli METANET është modifikuar gjithashtu për të përmirësuar modelimin e rrjedhës së trafikut në kontekstin e dinamikës së platoonit, veçanërisht në lidhje me kontrollin e grupeve të automjeteve të koordinuara në Sistemet Inteligjente të Autostradave (IVHS). Për të përfaqësuar më mirë sjelljen e platoonëve brenda rrjetit, Baskar et al. (2009) kanë modifikuar modelin konvencional dhe kanë sugjeruar një version të modelit METANET bazuar në platoon. Fillimisht është konstatuar se problemi i kontrollit të zgjedhjes së rrugës më të mirë për kontrolluesit e zonave është një problem optimizimi jo-linear dhe integer, i cili është një problem që kërkon kapacitet kompjuterik dhe shpesh i pa zgjidhshëm në situatat e botës reale. Për këtë arsye është propozuar një model i thjeshtë, por efektiv simulimi që përshkruan rrjedhën e platoonëve në rrjet për të zgjidhur këtë problem. Për të garantuar një rrjedhë më të mirë trafiku për platoonet, modeli i përmirësuar METANET përfshin

modifikime të rëndësishme si zvogëlimi i kohës së përgjigjes së shoferëve dhe shtimi i një lidhjeje unike të shpejtësisë dhe dendësisë. Me ndihmën e këtij modeli të modifikuar, përdoret një teknikë kontrolli parashikues të bazuar në model (MPC) për të identifikuar normat më të mira të ndarjes në nyjet e rrjetit. Këto norma mund të transmetohen pastaj tek kontrolluesit e rrugës, të cilët mund të përkthejnë ato në udhëzime të dobishme rrugëzimi për platoonet specifike.

Për më tepër, duke përfshirë në mënyrë të drejtpërdrejtë dinamikat e platooneve të kamionëve Pasquale et al. (2018b) kanë përmirësuar edhe më tej modelin METANET. Sjellja e plantoneve të veçanta të kamionëve ndiqet përmes modelit të propozuar Micro-Macro METANET (M3-net), i cili mundëson një analizë të thelluar të ndikimit që këto grupe kanë në kushtet e përgjithshme të trafikut. Modeli M3-net prezanton disa veçori të reja, si: përllogaritje më të sakta të dendësisë së trafikut që marrin parasysh platoonet e kamionëve, dinamika të modifikuara të shpejtësisë që llogarisin lëvizjet e këtyre automjeteve, si dhe sisteme kontrolli që rregullojnë shpejtësinë e platooneve në kohë reale, në përputhje me kushtet e trafikut. Gjithashtu, implementohet për të menaxhuar integrimin e platooneve në rrjedhat ekzistuese të trafikut dhe vendosen kushte hyrjeje dinamike për platoonet që duan të hyjnë në autostradë. Kjo mënyrë gjithëpërfshirëse adreson sfidat që paraqesin kolonat e kamionëve në menaxhimin e trafikut, ndërkohë që përmirëson edhe fuqinë parashikuese të modelit METANET.

Në kohën e popullaritetit në rritje të automjeteve autonome (AV), studimet më të fundit kanë përmirësuar modelin METANET për të marrë në konsideratë trafikun e përzier, që përfshin si automjete autonome ashtu edhe ato të drejtuara nga njerëz (HDV). Një model heterogjen METANET është zhvilluar nga Shahri et al. (2022), i cili përshkruan dinamikat e këtyre dy llojeve të automjeteve në mënyrë të ndarë. Ky model njeh faktin se automjetet autonome funksionojnë zakonisht me dendësi më të ulët bllokimi, dendësi kritike më të ulët dhe shpejtësi më të larta në rrjedhë të lirë, krahasuar me homologët e tyre të drejtuar nga njerëz, dhe për këtë arsye zhvillohen sete të veçanta diagramash themelore për secilin lloj automjeti. Në nivelin e ulët, një teknikë linearizimi me mekanizëm kontrolli me kthim (feedback) kontrollon shpejtësitë e çdo tipi automjeti, ndërsa në nivelin më të lartë, një kontrollues i decentralizuar kërkimi ekstrem (ES) optimizon dendësinë e trafikut. Ky është një sistem revolucionar kontrolli me dy nivele.

Modeli METANET është zgjeruar më tej vitet e fundit për të përballuar situata më të ndërlikuara të trafikut, si korsitë e kthyeshme dhe, së fundmi, dinamika e stacioneve të shërbimit. Korsitë e kthyeshme janë integruar në modelin METANET nga Frejo et al. (2016) përmes një modeli makroskopik. Koha që u duhet makinave për të hyrë dhe dalë nga korsitë

e kthyeshme merret parasysh duke i trajtuar ato si reduktime të ndryshueshme të korsive në këtë model. Prezantohen dy algoritme kontrolli: një metodë Diskrete e Kontrollit Parashikues të Modelit (MPC), që redukton kohën totale të rrjetit duke kontrolluar radhët në pikat kritike, dhe një kontrollues i thjeshtë i bazuar në logjikë, që reagon ndaj gjatësive të radhëve të shkaktuara nga bllokimet në korsitë e kthyeshme. Këto përmirësime rrisin fleksibilitetin operativ të autostradave, duke lejuar një menaxhim më efikas të trafikut në kushte dinamike.

Për të përfshirë ndikimin e stacioneve të shërbimit në trafikun e autostradës, Kamalifar et al. (2024) kanë zhvilluar modelin METANET me Stacion Shërbimi (METANET-s). Ndërsa automjetet ri-bashkohen me rrjedhën e trafikut në autostradë, modeli METANET kap në mënyrë efikase ndalesat e automjeteve dhe krijimin pasues të radhëve duke integruar lidhje të tipit “ruaj-dhe-transmeto”. Ky ndryshim përmirëson aftësinë e modelit për të simuluar ulje të kapacitetit dhe përhapje të prapme të trafikut të shkaktuar nga bashkimi i trafikut të stacioneve të shërbimit, duke e bërë modelin më të përshtatshëm për situata reale.

2.1.4 Modeli METANET në dizajnin e sistemeve të kontrollit

Për të adresuar sfidat në rritje të ngarkesës së trafikut urban, modeli METANET është përmirësuar për të përfshirë si matjen e fluksit së automjeteve në hyrje (ramp metering) ashtu edhe kufizimet e shpejtësisë të ndryshueshme (VSL). Këto modifikime synojnë të optimizojnë fluksin e trafikut duke rregulluar në mënyrë dinamike fluksin e automjeteve nga rampa dhe duke përcaktuar kufizime të shpejtësisë në rrugën kryesore. Ky seksion trajton modifikimet e modelit METANET që mundësojnë integrimin efektiv të matjes së fluksit në hyrje dhe kufizimeve të shpejtësisë të ndryshueshme, duke theksuar ndikimin e tyre në menaxhimin e trafikut.

Shumë studime janë përqendruar në integrimin e matjes së fluksit në hyrje (RM) në modelin METANET, duke ndryshuar modelin origjinal për të mundësuar kontrollin e trafikut në hyrje të autostradës, për të përmirësuar performancën e autostradës. Kotsialos et al. (2002a) kanë kryer simulime makroskopike realiste të rrjeteve të mëdha autostradash duke përdorur modelin METANET, duke theksuar rëndësinë e matjes së fluksit në dalje. Hulumtimi i tyre bën të qartë se sa e rëndësishme është të simulohet me saktësi trafiku, veçanërisht aty ku automjetet hyjnë në rrugën kryesore nga rampat. Zhvillimi dhe optimizimi i strategjisë së matjes së fluksit në hyrje varen nga aftësia e modelit për të riprodhuar situatat e trafikut në botën reale, çka u theksua me përfshirjen e teknikave të validimit si në formë sasiore ashtu edhe heuristike.

Një seri studimesh (Pasquale et al. (2013) - Pasquale et al. (2018c)) përshtasin modelin e trafikut METANET për të zhvilluar teknika të matjes së fluksit në hyrje për të kontrolluar ngarkesën e trafikut, duke ulur emetimet e ndotjes dhe duke përmirësuar sigurinë në autostrada. Një model METANET me dy klasa dhe një metodë PI-ALINEA për matjen e fluksit në hyrje përdoren për të ulur emetimet nga Pasquale et al. (2013). Është e mundur të kryhen operacione të diferencuara matjeje të fluksit në hyrje duke supozuar disa korsi dhe sinjale për automjetet dhe kamionët duke i modeluar ato individualisht (Pasquale et al. (2013)). Modeli merr parasysh variablat e emetimeve që bazohen në shpejtësinë mesatare, dhe mekanizmi i kontrollit përcakton nivelet e mbushjes duke minimizuar emetimet, në vend që të fokusohet vetëm në uljen e ngarkesës së trafikut. Kjo strategji përmirësohet nga Pasquale et al. (2014a) duke vendosur kufizime mbi gjatësinë maksimale të radhëve, duke arritur një balancë midis kontrollit të ngarkesës dhe uljes së emetimeve. PI-ALINEA modifikohet më tej nga modeli METANET, duke rritur efikasitetin e skemës në arritjen e të dy objektivave, uljes së emetimeve dhe ngarkesës. Modeli METANET me dy klasa inkorporohet në metoda gjithnjë e më të ndërlikuara të kontrollit për menaxhimin e trafikut në autostrada nga Pasquale et al. (2016c, 2015b, 2014c), duke vazhduar këtë linjë kërkimi mbi shumë klasa. Me veprime të veçanta për automjetet dhe kamionët, modeli i Pasquale et al. (2014c) mbështet matjen e fluksit në hyrje me qëllim uljen e emetimeve dhe ngarkesës, duke demonstruar përparësitë e kontrollit sipas klasës në një gamë të gjerë skenarësh trafiku. Duke u ndalur në këtë, Pasquale et al. (2015b) paraqesin një sistem të kontrollit optimal me shumë objektiva që përdor një algoritëm për të balancuar lehtësimin e ngarkesës dhe uljen e emetimeve. Duke përdorur detajet e modelit me dy klasa, ky sistem mundëson modifikime dinamike dhe në kohë reale të matjes së fluksit në hyrje për çdo klasë automjeti, duke përmirësuar vlerësimet e emetimeve. Duke shtuar konsiderata për sigurinë në teknikat e matjes së fluksit në hyrje, modeli zgjerohet më tej nga Pasquale et al. (2016c). Sistemi me dy klasa është ende i pranishëm këtu, por fokusi është më i madh në uljen e rrezikut të aksidenteve përveç kontrollit të emetimeve dhe trafikut, duke e bërë këtë një qasje gjithëpërfshirëse dhe me shumë objektiva për rregullimin e autostradave. Për të përqendruar vëmendjen në sigurinë dhe efikasitetin gjatë të gjithë rrjedhës së trafikut, studimi kalon nga kontrolli specifik për automjetet në një model METANET me një klasë (Pasquale et al., 2017a, 2018c). Duke përdorur një algoritëm të kontrollit optimal Pasquale et al. (2017a) kanë arritur të reduktojnë kohën e udhëtimit dhe aksidentet e parashikuara. Me një indeks global të sigurisë që lidh drejtpërdrejt probabilitetin e përplasjes me dendësinë e trafikut, Pasquale et al. (2018c) përmirësojnë këtë qasje të udhëhequr nga siguria dhe ofrojnë një pasqyrë të detajuar mbi mënyrën se si objektivat e sigurisë dhe ngarkesa mund të përplasen ndonjëherë brenda një metode të vetme matjeje të fluksit në hyrje.

Një metodë kontrolli me shumë objektiva për matjen lokale të fluksit në hyrje duke përdorur modelin jo-linear METANET është paraqitur nga Luspay et al. (2017). Studimi thekson sa e rëndësishme është të optimizohet matja e fluksit në hyrje për të ulur emetimet si dhe shumën e përgjithshme të kohës së ushëtimit. Autorët kanë krijuar një kontrollues të interpoluar i cili mund të menaxhojë në mënyrë efikase flukset e rrymës në hyrje duke shndërruar modelin METANET në një përfaqësim parametrik që ndryshon. Kjo përmirëson performancën e përgjithshme të trafikut dhe merr parasysh shqetësimet mjedisore.

Knoop et al. (2018) zgjerojnë algoritmin klasik PI-ALINEA me anë të parametrave adaptivë që përshtaten dinamikisht në kohë reale duke përdorur METANET për të krijuar Kontrolluesin e Adaptiv për Matjen e Fluksit në Hyrje (AD-RMC). Duke rregulluar parametrat në përgjigje të ndryshimeve në dendësinë e trafikut në kohë reale, arkitektura e METANET lehtëson këtë kontroll adaptiv. Duke reaguar ndaj luhatjeve të trafikut dhe duke përmirësuar nivelet e dendësisë, ky përmirësim mundëson që sistemi të reduktojë bllokimet dhe të përmirësojë fluksin e përgjithshëm.

Frejo and De Schutter (2019a) kanë propozuar ALINEA me kontroll pararendës (FF-ALINEA), një zhvillim që po ashtu aplikon konceptin METANET për të kontrolluar bllokimet përpara dhe afër rampave hyrëse. FF-ALINEA parandalon bllokimet e trafikut duke parashikuar ndryshimet në dendësi para se bllokimet të ndodhin, duke shtuar një mekanizëm feed-forward në arkitekturën tradicionale ALINEA. Për të simuluar dhe verifikuar efikasitetin e kësaj teknike të përmirësuar ALINEA, modeli METANET ofron kapacitete parashikuese që tregojnë qëndrueshmërinë e modelit në ndihmën e strategjive adaptuese të matjes së fluksit në hyrje.

Një teknikë hierarkike kontrolli për matjen e fluksit në hyrje në mënyrë të koordinuar për rrjetet e autostradave me shumë bllokime është krijuar nga Han et al. (2020). Për të maksimizuar fluksin e përgjithshëm nga rampat, kontrolluesi i tyre me dy nivele përdor kontrollin parashikues të modelit (MPC) në nivelin më të lartë. Niveli i poshtëm më pas shpërndan këto flukse sipas kushteve lokale të trafikut. Kjo metodë e kontrollon me sukses matjen e fluksit në hyrje duke përshtatur nivelet e inputeve me kërkesat aktuale të rrjetit, duke përmirësuar kohën e udhëtimit dhe efikasitetin e rrjetit në përgjithësi.

Teknika e kontrollit me Modalitet rrëshqitës i rendit të dytë nënoptimal (SSOSM) (Piacentini et al., 2020) është krijuar posaçërisht për matjen lokale të fluksit në hyrje në sistemet e autostradave dhe është implementuar në një konfigurim kontrolli me dy nivele. Duke kapur saktësisht dinamikën e trafikut duke përdorur modelin METANET, kjo metodë mundëson trajtimin e pasigurisë në mënyrë të qëndrueshme. Përmes ndryshimeve në kohë reale të bazuara në përfaqësimet gjithëpërfshirëse të trafikut nga METANET, rregulli i kontrollit SSOSM

drejton menaxhimin e rrjedhës së trafikut në mënyrë efikase duke minimizuar gabimin midis dendësisë afër rampës dhe një densiteti kritik të caktuar.

Po ashtu, Ferrara et al. (2021) kanë përdorur modelin METANET për të udhëhequr skemat e matjes së fluksit në hyrje në një arkitekturë kontrolli hierarkike. Kjo arkitekturë optimizon fluksin e rampave në të gjithë rrjetin e trafikut duke kombinuar Kontrolluesit e Modalitetit Rrëshqitës (SMC) të decentralizuar me Kontrollin Parashikues të Modelit (MPC). Pas llogaritjes së inputeve optimale të kontrollit duke përdorur modelin METANET, MPC i konverton këto në pikat e caktuara të dendësisë për SMC-të lokale. Përmes pasqyrimit të qëndrueshëm të dinamikës së trafikut në kohë reale në veprimet e kontrollit, ky integrim përmirëson efikasitetin e rrjetit dhe menaxhon rrjedhën e trafikut.

Pavarësisht efikasitetit të tij, matja e fluksit në hyrje ka disavantazhe, veçanërisht kur kërkesa e trafikut është e madhe dhe ajo nuk mund të shmangë plotësisht bllokimin. Kërkuesit kanë drejtuar kështu vëmendjen e tyre tek Kufizimet e Shpejtësisë të Ndryshueshme (VSL) si një taktikë shtesë. Për të përmirësuar rrjedhën e trafikut kontrolli VSL ndryshon dinamikisht kufizimet e shpejtësisë.

Përdorimet e hershme të modelit METANET në kontrollin e VSL (Kufizimeve të Shpejtësisë të Ndryshueshme), siç përshkruhen nga Hegyi et al. (2005a, 2003), kanë përdorur Kontrollin Parashikues të Modelit (MPC) për të kontrolluar trafikun në segmentet e autostradës të prekur nga rampat dhe valët e përhapjes së një ndryshimi në gjendjen e trafikut. Dendësia e trafikut dhe shpejtësitë e automjeteve u përdorën në këto eksperimente për të identifikuar në mënyrë dinamike kufizimin e shpejtësisë duke përdorur modelin METANET, i cili optimizon kufizimet e shpejtësisë të treguara në Tabela me Mesazhe të Ndryshueshme (VMS). Të dy studimet përdorën matjen e fluksit në hyrje (RM) në kombinim me një sistem VSL për të optimizuar kalimin e trafikut dhe për të ulur kohën e udhëtimit në segmentet kyçe. Konkretisht, ato balancuan fluksin e hyjes dhe modifikuan kufizimet e shpejtësisë për të shmangur bllokimet.

Kejun et al. (2008) e zgjeruan modelin METANET për të imituar karakteristikat unike të trafikut në zonat e punës për të hetuar lehtësimin e bllokimit në këto zona. Ky studim synon të minimizojë kohën e përgjithshme të udhëtimit dhe ndryshueshmërinë e shpejtësisë—faktorë të rëndësishëm në zonat e ngushta dhe të mbushura me trafik—duke përdorur një teknikë jo-lineare optimizimi për të ruajtur efikasitetin dhe sigurinë. Modeli i përditësuar vë më shumë theks në përdorimin e Programimit Kuadratik Sekuencial (SQP) për të bërë modifikime të shpejtësisë në kohë reale për të lehtësuar bllokimet pranë zonave të punës.

Duke shkuar përtej Kontrollit Parashikues të Modelit (MPC) dhe duke përdorur modelin METANET, disa autorë kanë përmirësuar kontrollin e VSL. Konkretisht, METANET përdoret

për të parashikuar dhe kontrolluar dendësitë e trafikut në bllokimet në një kontrollues pararendës të bazuar në logjikë (D. Frejo and de Schutter, 2018). Kjo teknikë minimizon rëniet e kapacitetit dhe parandalon bllokimin e trafikut duke rregulluar gradualisht parametrat e VSL për të maksimizuar hyrjen e trafikut duke përcaktuar numrin e nevojshëm të automjeteve që do lejohen të hyjnë në autostradë. Kjo strategji mbështetet fort në parashikimet e dendësisë të modelit METANET, të cilat mundësojnë modifikime të VSL që shmangin me sukses bllokimet duke reaguar ndaj ndryshimeve të parashikuara në dendësinë e trafikut.

Duke thjeshtuar jo-linearitetin e variablave të kontrollit të shpejtësisë dhe duke ofruar formulime alternative për dinamikën e shpejtësisë Lu et al. (2011) trajtojnë vështirësitë në parametrizimin e VSL. Kjo e bën modelin më të lehtë për t'u aplikuar duke kapur ndryshimet e shpejta në trafik. Duke integruar metodat e kontrollit të rampës në kuadër të METANET, Yu et al. (2012) e zgjeruan METANET duke përdorur një model të vazhdueshëm të trafikut të optimizuar nga një teknikë Programimi Dinamik i Iterueshëm (IDP). Kjo metodologji u përqendrua në koordinimin e strategjive të matjes së fluksit në hyrje.

Studime të tjera përdorin aftësitë parashikuese të modelit METANET për rrugëzimin dinamik të trafikut (DTR). Siç demonstrohet nga Majid et al. (2013), për shembull, një teknikë e kombinuar Rrafshësie Diferenciale dhe Kontrolli i Modalitetit Rrëshqitës (SMC) përdor dinamikën e fluksit të trafikut të METANET për të kontrolluar zgjedhjet e rrugëve përmes rrugëve paralele. Kontrolli i Modalitetit Rrëshqitës ofron reagim të fortë të mbyllur për të ruajtur stabilitetin e sistemit kundër ndërprerjeve, ndërsa METANET lejon planifikimin e trajektoreve në një mjedis të hapur. Duke mundësuar shpërndarjen dinamike të trafikut dhe përshtatjen e normës së ndarjes në kohë reale midis rrugëve, arkitektura e METANET ul ngarkesën e rrjetit dhe kohën e udhëtimit. Ky kombinim i mekanizmave të avancuar të kontrollit dhe aftësive parashikuese të METANET tregon shumëanshmërinë dhe efikasitetin e rrjetit në trajtimin e modeleve të ndërlikuara të trafikut.

Përdorimi i të dhënave të automjeteve inteligjente për të optimizuar metodat e VSL është një nga risitë e tjera në modelin METANET (Zhang et al., 2018b; Zhao et al., 2020a). Një teknikë kontrolli VSL është implementuar nga Zhang et al. (2018b) për të lehtësuar bllokimet e shkaktuara nga valët e përhapjes së një ndryshimi në gjendjen e trafikut përmes përdorimit të teknologjive të automjeteve inteligjente dhe komunikimit ndërmjet automjeteve. Kjo qasje përmirëson fluksin e trafikut dhe ul vonesat duke integruar modelet teorike të valëve kinematike me të dhënat e automjeteve në kohë reale. Për të optimizuar VSL dhe për të mundësuar një sistem më të saktë dhe reagues të kontrollit të shpejtësisë, Zhao et al. (2020a) gjithashtu kombinuan të dhënat e trajektoreve të automjeteve me një Filtrues të Kalmanit

të Zgjeruar (EKF) dhe MPC. Duke ulur emetimet përmes ndryshimeve të shpejtësisë, kjo metodë tregoi qe përmirëson rezultatet mjedisore përveç përmirësimit të mobilitetit.

Pas shqyrtimit të përmirësimeve të bëra në modelin METANET për aplikimet e kufijve të shpejtësisë së ndryshueshme (VSL) dhe matjes së fluksit në hyrje, ekzistojnë studime që kombinojnë të dyja metodat për të maksimizuar kontrollin e trafikut dhe për të rritur efikasitetin e përgjithshëm të rrugëve.

Hosein Ghods et al. (2007) kanë shqyrtuar mënyra për të përmirësuar efikasitetin e matjes së fluksit në hyrje dhe kufijve të shpejtësisë së ndryshueshme (VSL) duke përfshirë një kontrollues fuzzy në arkitekturën METANET. Kjo metodologji optimizon efikasitetin e të dy sistemeve të kontrollit të trafikut duke rregulluar parametrat e grupeve fuzzy përmes një algoritmi gjenetik. Sipas studimit, VSL mund të jetë një shtesë e dobishme për matjen e fluksit në hyrje, veçanërisht kur efikasiteti i matjes së fluksit në hyrje është i kufizuar nga kërkesa e lartë e trafikut. Ky përdorim i modelit të zgjeruar METANET siguron thjeshtësi në llogaritje, duke ofruar një metodë të fuqishme për trajtimin e kushteve të trafikut jo-linear dhe stokastik.

Caligaris et al. (2007) kanë përdorur një model METANET me shumë klasa në bashkëpunim me një Kontroll Parashikues të Modelit (MPC) për kufijtë e shpejtësisë së ndryshueshme (VSL) dhe matjen e fluksit në hyrje. Kjo metodë përmirëson rendimentin dhe sigurinë në autostradë duke optimizuar parametrat e trafikut në mënyrë të pavarur për klasa të ndryshme automjesh, duke mundësuar menaxhim dinamik dhe në kohë reale të trafikut. Duke iu përshtatur kushteve të ndryshueshme të trafikut, aftësitë parashikuese të METANET mundësojnë optimizimin e vazhdueshëm në çdo interval kontrolli. Kjo arkitekturë MPC e bazuar në METANET me shumë klasa është zgjeruar nga Caligaris et al. (2009), të cilët optimizojnë më tej koordinimin mes matjes së fluksit në hyrje dhe VSL. Për të përmirësuar performancën e autostradës në një gamë të gjerë situatash trafiku, ata kanë përcaktuar më shumë kufizime.

Ndryshime të ngjashme sugjerohen për modelin METANET nga Lu et al. (2010) për të krijuar një strategji kontrolli që integron njëkohësisht VSL dhe matjen e fluksit në hyrje. Strategjia e tyre përdor një Kontroll të Parashikimit të Modelit për Horizontin e Kohës së Fundme (FTH-MPC) për të maksimizuar fluksin e trafikut në bllokimet e përsëritura, të cilat zakonisht gjenden kur ka reduktime të numrit të korsive. Kjo metodë përdor modelin e thjeshtuar të METANET të rendit të dytë për projektimin e VSL dhe supozon se çdo rampë ka norma të njohura të matjes së fluksit në hyrje.

Në një studim të realizuar nga Frejo and Camacho (2012), METANET përdoret si baza për krahasimin e teknikave të ndryshme të Kontrollit Parashikues të Modelit (MPC), si ato lineare, të decentralizuara dhe të centralizuara, për të menaxhuar trafikun në autostrada

duke përdorur Kufij të Shpejtësisë së Ndryshueshme (VSL) dhe matjen e fluksit në hyrje . Frejo et al. (2013) përcaktojnë kufizime të sistemeve të sinjalistikës në botën reale dhe zhvillojnë një model MPC për të kontrolluar trafikun në autostrada duke përdorur VSL. Modeli METANET zgjerohet në këtë punim për të përfshirë matjen e fluksit në hyrje dhe panelet diskrete VSL, duke marrë parasysh optimizimin e ndërlikuar të numrave të përzier për veprime të realiste kontrolli. Për të siguruar sinjale të funksionueshme të VSL, metoda fillimisht relaxon kufizimet diskrete për të prodhuar një zgjidhje të vazhdueshme, e cila më pas rafinohet duke përdorur teknika kërkimi. Duke ulur kërkesat për përpunim dhe duke lejuar veprimin në kohë reale, modeli i ri i METANET, kur kombinohet me kontrollin e VSL dhe matjen e fluksit në hyrje, rregullon në mënyrë efikase rrjedhën e trafikut dhe tregon rritje të efikasitetit.

Në një studim të ngjashëm, Chavoshi and Kouvelas (2020a) shqyrtojnë se si mund të përdoret një model i përditësuar i METANET për të treguar se si matja e fluksit në hyrje dhe VSL përmirësojnë rrjedhën e trafikut dhe kontrollin e ngarkesës në autostradë. Autorët kanë optimizuar performancën e modelit në situata dinamike të trafikut duke koordinuar VSL dhe matjen e fluksit në hyrje në rrjetet e autostradave duke përdorur Kontrollin Parashikues të Modelit Jo-linear (NLMPC). Duke përdorur një faktor jo-pajtueshmërie për të marrë parasysh sjelljen e shoferëve, metoda e tyre siguron që shpejtësia e synuar të marrë parasysh si shpejtësinë e derivuar nga fluksi ashtu dhe kufizimet e VSL.

Në një studim më të fundit, Chavoshi et al. (2023) kanë krijuar një metodë kontrolli të përbalueshme në koston e përpunimit dhe mund të zbatohet në kohë reale. Kanë analizuar dinamikën e trafikut duke përdorur modelin METANET, duke paraqitur një marrëdhënie të derivuar hapësë-kohë që ilustron përhapjen e sinjaleve të kontrollit (VSL dhe matja e fluksit në hyrje) përgjatë sistemit të autostradës. Në sistemet e përgjithshme të autostradave, kjo lidhje është thelbësore për të përcaktuar shkallët relative të hyrjeve. Studimi përdor një Kontroll Parashikues të Modelit (MPC) dhe një ligj kontrolli të bazuar në linearizimin e reagimit për të optimizuar performancën dhe për të garantuar respektimin e kufizimeve fizike.

2.2 Proçeset Gausiane për vlerësimin e gjendjes së trafikut

Përdorimi i Proçeseve Gausiane (GP) po bëhet gjithnjë e më i përhapur në një sërë fushash, përfshirë analizën e trafikut. Me një theks të veçantë mbi përdorimin e tyre në studimet që lidhen me trafikun, kjo pjesë shqyrton zhvillimet më të fundit në aplikimet e GP-ve. Në një përmbledhje më të gjerë të literaturës mbi studimet e trafikut, Proçeset Gausiane (GP) përdoren për një sërë qëllimesh: klasifikimi i rasteve të veçanta (corner cases)(Batsch et al.,

2019), parashikimi i konsumit të karburantit (Ma and Wang, 2022), parashikimi i kohës së udhëtimit (Rodriguez-Deniz et al., 2017), si dhe në shumë qasje për parashikimin e trajektores së mjeteve (Batsch et al., 2019; Goli et al., 2018; Guo et al., 2019b; Li et al., 2023; Lim et al., 2019; Tran and Firl, 2013, 2014; Wang et al., 2024; Zhao et al., 2024). Megjithatë, kjo pjesë do të fokusohet vetëm te mënyra se si ato mund të aplikohen për vlerësimin e gjendjes së trafikut.

Aplikimi i Proçeseve Gausiane në vlerësimin e gjendjes së trafikut ka tërhequr shumë interes për shkak të aftësisë së tyre për të ofruar vlerësime në pasiguri dhe përshtatshmërisë së tyre në trajtimin e të dhënave hapësinore-kohore (spatiotemporale). Nga parashikimet në kohë reale për kërkesa dinamike të lëvizshmërisë, deri te vlerësimi i gjatësisë së radhëve, GP-të janë përdorur në një sërë studimesh për të adresuar çështje të rëndësishme të modelimit të trafikut.

2.2.1 Metodat bazë të Proçeseve Gausiane

Një sensor softuerik i bazuar në Proçese Gausiane (GP) është krijuar nga Kocijan and Prikryl (2010) për të parashikuar gjatësinë e radhës në sistemet e Kontrollit të Trafikut Urban (UTC). Zakonisht është sfiduese të monitorohet drejtpërdrejt gjatësia e radhës pa infrastrukturë të kushtueshme survejimi, edhe pse ajo përbën një komponent thelbësor për menaxhimin efikas të trafikut. Nëpërmjet përdorimit të modeleve GP, kjo metodë përmirëson cilësinë e kontrollit të trafikut duke ofruar një alternativë me kosto të përballueshme përmes vlerësimit indirekt dhe detektimit të gabimeve në matjen e radhëve.

Për të kapërcyer vështirësitë llogaritëse që shoqërojnë Proçeset Gausiane, Sun and Xu (2011) kanë paraqitur një përzjerje GP-sh (IMGP), që përdor një proçes Dirichlet për të modifikuar në mënyrë dinamike numrin e komponentëve të përzjerjes në përputhje me kompleksitetin e të dhënave. Kjo siguron që parashikimet në mjedise me dimensione të larta të jenë si të shkallëzueshme ashtu edhe të realizueshme nga ana llogaritëse. Duke përdorur këtë teknikë, modeli mund të përshtatet me grupe të mëdha të dhënash pa konsumuar shumë burime përpunimi, gjë që rrit saktësinë në parashikimin e rrjedhës së trafikut.

Duke zgjedhur vetëm të dhënat më të rëndësishme për modelin GP, Chen et al. (2014) kanë përdorur metodën e fqinjeve më të afërt (k-Nearest Neighbor, kNN) për të filtruar pikat e rëndësishme të të dhënave, duke ulur ndjeshëm ngarkesën e trajnimit dhe duke mundësuar përditësime të shpeshta të modelit si dhe përshtatshmëri më të mirë në aplikime në kohë reale.

Duke u zgjeruar mbi këto metoda, Le et al. (2017) kanë propozuar një teknikë lokalizimi për Proceset Gausiane (GP), e cila aplikon modelin mbi grupime kohë-hapësirë, duke mundësuar parashikime në kohë reale me kompleksitet më të ulët kompjuterik. Duke përdorur faktorizimin e matricave jo-negative për të zbuluar nëngrupe të lidhura të të dhënave, kjo teknikë grupimi ul ndjeshëm kompleksitetin kubik që karakterizon zakonisht inferencën e GP, duke i lejuar çdo nën-grupi të kontrollohet nga një model lokal GP. Kjo strategji lokalizimi ka mbështetur shkallëzueshmërinë dhe aplikueshmërinë në kohë reale të GP-ve për parashikimin urban të trafikut, dhe ka rezultuar veçanërisht efektive në zonat metropolitane me dendësi të lartë, ku të dhënat nga sensorët mbledhen në mënyrë të vazhdueshme.

Duke u bazuar në këto përmirësime në shkallëzueshmëri, Chang et al. (2017) kanë paraqitur një metodë të transformimit të të dhënave me peshë për parashikimin e fluksit të trafikut. Ata kanë aplikuar pesha për të ndërthurur të dhënat historike dhe ato aktuale, duke i dhënë përparësi të dhënave më të fundit, duke pasur parasysh kufizimet e metodave standarde të “dritares rrëshqitëse”, të cilat kapin vetëm marrëdhënie midis intervaleve të njëpasnjëshme kohore. Duke optimizuar strukturën hyrëse të të dhënave, kjo metodë transformimi i ka ndihmuar GP-të dhe algoritmet e tjera të të mësuarit automatik të parashikojnë më saktë fluksin e trafikut. Ashtu si metodat e grupimit të Sun and Xu (2011), Chen et al. (2014) dhe Le et al. (2017), edhe ky mekanizëm me peshë ka theksuar të dhënat përkatëse për të përmirësuar efikasitetin llogaritës.

Studime të mëtejshme kanë përshtatur dhe përmirësuar modelin e Proçesit Gaussian (GP) duke futur teknika inovative për të rritur shkallëzueshmërinë, efikasitetin llogaritës dhe saktësinë parashikuese në aplikime të lidhura me trafikun. Zhao and Sun (2016) kanë modifikuar Modelin Dinamik të Proçesit Gaussian (GPDM) në një GPDM të rendit të katërt të dizenuar posaçërisht për të dhënat e fluksit të trafikut. Duke mesatarizuar rezultatin nga GPDM e rendit të katërt dhe k-NN, kjo përshtatje përdor k-NN me peshë për të parashikuar variablat latente, duke i mundësuar modelit të parashikojë fluksin e trafikut në të ardhmen. Duke përfshirë korrelacionet hapësinore, ashtu edhe ato kohore, kjo teknikë me shumë module demonstroi fleksibilitetin e GP-ve në parashikimin e trafikut në disa lidhje rrugore dhe në ofrimin e parashikimeve të besueshme.

Për të përmirësuar kapacitetin parashikues, Goli et al. (2018) janë mbështetur te teknikat GP dhe kanë propozuar modelin e Proçeseve Gausiane Regresive (GPR) në një kontekst me mjete të lidhura (CV), ku të dhëna dinamike për parashikime të vendndodhjes afatgjatë sigurohen përmes lidhjeve mjet-mjet dhe mjet-infrastrukturë.

Aplikimi i GP-ve në modele të shpërndara të bashkimit të të dhënave për sistemet e Lëvizshmërisë me Kërkesë (Mobility-on-Demand – MoD) është zgjeruar nga Chen et al.

(2015). Kjo metodologji i lejon automjetet MoD të ndjejnë dhe parashikojnë së bashku modelet e fluksit të trafikut në kohë reale duke përdorur modele log-GP dhe GP relacional. Me filtrimin me konsensus që mundëson komunikim lokal midis automjeteve, metoda e decentralizuar ul varësinë nga përpunimi qendror. Kjo tregon përshtatshmërinë e GP-ve në sisteme të shpërndara të monitorimit të trafikut dhe është në përputhje me objektivat për shkallëzueshmëri dhe përshtatshmëri të vëzhguara nga Sun and Xu (2011), Chen et al. (2014), Chang et al. (2017), dhe Le et al. (2017).

Proçeset Gausiane Regressive (GPR) për parashikim afatshkurtër të trafikut janë shqyrtuar nga Wang et al. (2017) dhe Xie et al. (2021), secili me fokus në aplikime të ndryshme në mjedise urbane. Për të parashikuar kohën e udhëtimit për ditët e punës dhe fundjavat, Wang et al. (2017) kanë paraqitur një metodë të bazuar në GPR për të vlerësuar kohët afatshkurtra të udhëtimit në rrugët urbane. Kjo metodë merr në konsideratë faktorë si numri i automjeteve, shpejtësia mesatare dhe koha e udhëtimit. Vetë-rregullimi i hiperparametrave dhe thjeshtësia në përdorim e GPR-së e bëjnë modelin të përshtatshëm për mjedise me përmasa të mëdha dhe jolineare, ku modelet tradicionale si rrjetet neurale kërkojnë rregullime më të ndërlikuara. Njëkohësisht, Xie et al. (2021) kanë ndërtuar një model të përzier GPR dhe LSTM për të parashikuar shpejtësitë e automjeteve në skenarë të ndryshëm në kohë reale dhe me stile të ndryshme drejtimi. Në këtë rast, modelet LSTM trajtojnë parashikimet e afërta në kohë të shpejtësisë lokale, ndërsa modelet GPR përdorin të dhënat mjet-infrastrukturë për të parashikuar shpejtësitë globale. Një matricë kalimesh Markov përdoret më pas për të ndërthurr parashikimet, duke prodhuar një vlerësim të përbërë të shpejtësisë që përmirësohet vazhdimisht për t'iu përshtatur kushteve në kohë reale.

Për të përmirësuar saktësinë dhe stabilitetin e parashikimeve me shumë hapa të fluksit të trafikut, një teknikë mësimi e përbërë integron GPR me modele të tjera parashikuese (Zhan et al., 2018). Ky model i përbërë përfiton nga avantazhet e GP-ve në kapjen e varësive kohore, duke siguruar një performancë të mirë përballë zhurmës dhe të dhënave anormale, përmes kombinimit të disa modeleve me një rregullator kovariance dhe përdorimit të një procesi eliminimi për parashikimet anormale.

2.2.2 Modele të përmirësuara të Proçeseve Gausiane

Për të përmirësuar parashikimin e trafikut, modelet hierarkike në Proçeseve Gausiane (GP) përfshijnë disa nivele të të dhënave, duke bashkuar shpesh modele më të thjeshta me ato më komplekse për të rritur saktësinë dhe efikasitetin. Lin et al. (2018) kanë aplikuar një model të shpejtësisë të bazuar në GP për të përmirësuar vlerësimet e shpejtësisë së trafikut duke

marrë parasysh modelet gjeografike dhe kontekste shtesë, përmes integritit të të dhënave të zakonshme të shpejtësisë me burime të reja si trajektoret GPS dhe postimet në rrjete sociale. Rregullimi gradual fizik dhe modelet hierarkike Bajesiane përdoren nga Alghamdi et al. (2021) dhe Yuan et al. (2022), përkatësisht, për të çuar më tej këto zhvillime. Ndërsa Yuan et al. (2022) prezantojnë integrimin gradual të modeleve të fluksit të trafikut në trajnimin e GP-ve, duke filluar nga modele më të thjeshta (p.sh., diagramat themelore) deri te përfaqësimet të rendit më të lartë (p.sh., ARZ), struktura e tyre hierarkike Bajesiane (Alghamdi et al., 2021) kombinon GP-të me matrica të ndryshme kovariance për një parashikim të saktë hapësinor dhe kohor të trafikut. Teknikat e përmirësimit gradual të modeleve (Lin et al., 2018; Sun and Xu, 2011) janë të përputhshme me këtë qasje progresive të të mësuarit, e cila redukton kërkesat për përpunim ndërkohë që rrit saktësinë e parashikimit.

2.2.3 Modele hibride dhe metoda të mësimit në grup

Kërkimet e mëvonshme kanë zhvilluar metoda hibride dhe të përbëra për të përmirësuar efikasitetin dhe përshtatshmërinë e Proçeseve Gausiane (GP) në parashikimin e trafikut. Modeli Dinamik i Proçesit Gaussian (GPDM) për fluksin e trafikut, për shembull, u përshtat nga Zhao and Sun (2016) për të përfshirë korrelacione hapësinore dhe kohore, siç është diskutuar më parë në këtë përmbledhje të literaturës. Për të përmirësuar saktësinë dhe qëndrueshmërinë në parashikimet me shumë hapa të fluksit të trafikut, Zhan et al. (2018) kanë zhvilluar një teknikë të të mësuarit të përbërë që kombinon modelin e Proçesit Gausiane Regresiv (GPR) me modele të tjera parashikuese. Kjo qasje përdor një rregullator kovariance dhe një procedurë të eliminimit së të dhënave për të trajtuar në mënyrë efikase zhurmën dhe vlerat e jashtme, duke shfrytëzuar njëkohësisht avantazhet e GP-ve në kapjen e varësive kohore. Gjithashtu, Xie et al. (2021) kanë kombinuar GPR me rrjete LSTM për të parashikuar shpejtësinë e automjeteve në kushte të ndryshme reale.

Duke i zgjeruar këto metodologji, Zhu et al. (2021) kanë integruar një Rrjet Neural Konvolucional (CNN) me Proçese Gausiane për të trajtuar parashikimin e shpejtësisë së trafikut në rrjete të mëdha hapësinore-kohore, duke zhvilluar kështu arkitekturën ConvNet-GP. Kjo strukturë, e cila përdor një teknikë hibride të ngjashme me ato të propozuara nga Zhao and Sun (2016) dhe Zhan et al. (2018), është ndërtuar për të përballuar të dhëna me zhurmë dhe përdor matjet e variancës të derivuara nga GP për të matur pasigurinë në parashikim. Për të vlerësuar shpejtësinë e trafikut, Proçeset Gausiane Regresive përdorin hartat e karakteristikave të nxjerra nga komponenti CNN. Varianca e GP përdoret si një

tregues i besueshmërisë së parashikimit. Kjo metodologji ilustron përparësinë shtesë të integritit të GP-ve në menaxhimin e pasigurisë përmes krahasimeve me modelet bazë CNN.

Së fundi, Liu et al. (2023b) kanë paraqitur një kornizë GP që e zgjeron modelin tradicional duke shtuar karakteristika shtesë të rrugëve dhe ndryshore të tjera të trafikut. Ky model tejkalon kufizimet e zakonshme si supozimi i ekuilibrit dhe kufizimet me dy variante të metodave tradicionale, dhe mund të përshtatet në kontekste të ndërlikuara metropolitane. Ky model GP përmirëson menaxhimin në kohë reale të trafikut urban duke kapur më mirë dinamikën e fluksit me pak supozime, me përshtatje efikase të hiperparametrave dhe me aftësinë për të integruar burime të ndryshme të dhënash.

2.2.4 Menaxhimi i të dhënave të munguara

Potenciali i Proçeseve Gausiane (GP) për të trajtuar pasigurinë dhe mungesën e të dhënave në modelet e parashikimit të trafikut është studiuar në një sërë artikujsh. Disa nga studimet e përmendura më sipër përdorin gjithashtu Proçese Gausiane për të vlerësuar trafikun duke marrë parasysh pasigurinë. Për shembull, Ma et al. (2021) kanë përdorur Proçeset Gausiane Regresive (GPR) për të parashikuar shpejtësinë e automjeteve në situata të pasigurta, duke marrë parasysh paparashikueshmërinë e dinamikës së automjetit dhe ndërveprimeve mjedisore. Për të përmirësuar parashikimet afatgjata të trafikut dhe për të kontrolluar pasigurinë në të dhënat hapësinore-kohore, Alghamdi et al. (2021) kanë përdorur modele hierarkike Bajesiane me GP. Në të njëjtën linjë, Rodriguez-Deniz et al. (2017) trajtojnë pasigurinë në parashikimin e kohës së udhëtimit urban, të shkaktuar nga të dhënat me zhurmë dhe kompleksiteti i rrjetit, duke përdorur GP me shumë dalje. Këto studime tregojnë se si GP-të menaxhojnë pasigurinë në një gamë të gjerë të aplikimeve të parashikimit të trafikut.

Proçeset Gausiane me shumë dalje janë propozuar nga Rodrigues et al. (2019) si një mënyrë për të përfaqësuar modelet komplekse kohore dhe hapësinore në të dhënat e trafikut të mbledhura në mënyrë të shpërndarë, të cilat shpesh janë të prekura nga mungesa e vëzhgimeve. Ato mund të përfshijnë marrëdhëniet e ndërlikuara midis segmenteve të ndryshme rrugore dhe të modelojnë pasigurinë e vëzhgimeve duke përdorur natyrën bajesiane jo-parametrike të GP-ve. Zgjerimi me shumë dalje i bazuar në proçes konvolucional kap me sukses marrëdhëniet gjeografike, çka është thelbësore për përmirësimin e saktësisë së parashikimeve të fluksit të trafikut në prani të të dhënave të munguara.

Në mënyrë të ngjashme, Diao et al. (2019) kanë përdorur rindërtimin e hapësirës së gjendjes për të kontrolluar sinjalet kaotike në të dhënat e trafikut, me qëllim trajtimin e pasigurisë në parashikimin e fluksit të trafikut. Pas aplikimit të Transformimit të Valëve Diskrete (DWT)

për të dekompozuar vëllimin e trafikut, modeli përdor një Proçes Gaussian (GP) për të bërë një parashikim probabilistik të komponentëve specifikë. Edhe pse modelet e trafikut janë në mënyrë të natyrshme të paparashikueshme, kjo metodë përmirëson qëndrueshmërinë e parashikimit duke ofruar disa projeksione me vonesa të ndryshme kohore, duke kapur dhe menaxhuar në mënyrë efektive pasigurinë.

Zhu et al. (2021) kanë adresuar problemet e të dhënave me zhurmë dhe pasigurisë në parashikimin e shpejtësisë së trafikut në rrjete të mëdha hapësinore-kohore duke kombinuar Rrjetet Neurale Konvolucionale (CNN) me Proçese Gausiane. Kjo metodë hibride menaxhon pasigurinë në parashikimet e shpejtësisë së trafikut duke përdorur variancën e nxjerrë nga GP si një tregues të besueshmërisë së parashikimit. Përfshirja e CNN mundëson nxjerrjen më të mirë të veçorive, çka përmirëson gjithashtu aftësinë e modelit GP për të trajtuar të dhënat me zhurmë ose të munguar dhe ofron metrika të matshme të pasigurisë për parashikime më të sakta.

Për parashikimin afatshkurtër të fluksit të trafikut me të dhëna të rralla, Jiang et al. (2022) kanë prezantuar Proçeset Gausiane të Grafeve të Thellë (DG-GPs). Modeli i tyre përmirëson GP-të tradicionale duke kapur karakteristika hapësinore dinamike përmes një bërthame vëmendjeje (attention kernel). Kur kombinohen GP-të e Agregimit, Konvolucionit Kohor dhe bërthamës lineare, DG-GP-të matin pasigurinë kohore në parashikim dhe menaxhojnë në mënyrë efikase pasigurinë, duke përmirësuar parashikimet edhe me të dhëna të pakta.

Gjithashtu, Gurugubelli and Chepuri (2023) kanë përdorur Proçeset Gausiane për të realizuar parashikimin e fluksit në skaje, duke marrë parasysh pasigurinë e parashikimit. Duke i dhënë secilit skaj një rezultat pasigurie, metoda përmirëson performancën e modelit me pak të dhëna duke lejuar të mësuarin aktiv përmes përzgjedhjes së skajeve më informuese për vëzhgim. Në kontekste rrugësh të ndërlikuara, ky model realizon me sukses menaxhimin e pasigurisë.

2.3 Aplikimet e LSTM në vlerësimin e gjendjes së trafikut

Rrjetet me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM) janë një mjet i fuqishëm për parashikimin e të dhënave me karakter kohor, ndër mënyrat e mësimit automatik, falë aftësisë së tyre për të identifikuar varësi afatgjata në të dhëna të njëpasnjëshme. Modelet kohore komplekse që shfaqen në të dhënat e trafikut mund të analizohen në mënyrë efektive duke përdorur LSTM, të cilat janë ndërtuar posaçërisht për të trajtuar problemin e zbehjes së gradientit, ndryshe nga rrjetet neurale tipike.

Në këtë seksion jepet një analizë e thelluar e zhvillimeve të fundit në aplikimet e LSTM për parashikimin e gjendjes së trafikut. Punimet janë grupuar sipas llojit të arkitekturës së modelit dhe metodologjisë, përfshirë zbatimet standarde të LSTM, variante të përmirësuara të LSTM, modele hibride dhe struktura të të mësuarit të përbëra, qasje të bazuara në mekanizmin e vëmendjes si dhe strategji për menaxhimin e të dhënave të munguara. Ky klasifikim tregon mënyrat me të cilat studiuesit kanë përdorur rrjetet LSTM për të trajtuar karakterin dinamik dhe kompleks të sistemeve të trafikut.

2.3.1 Metodatat bazë LSTM

Aftësia e rrjeteve me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM) për të modeluar të dhënat sekuenciale dhe varësitë kohore afatgjata ka çuar në përdorimin e gjerë të tij si një teknikë për parashikimin e gjendjes së trafikut. Modelet LSTM janë përdorur nga studiuesit për të trajtuar një sërë problemesh të parashikimit të trafikut, duke treguar efikasitetin e tyre në krahasim me teknikat më konvencionale të mësimin të automatizuar.

Përdorimi i LSTM-ve standarde për parashikimin e fluksit të trafikut është objekt i shumë studimeve. Për shembull, Li and Wu (2018) vërtetojnë epërsinë e tij në saktësinë e parashikimit të trafikut duke propozuar një strategji që përdor LSTM dhe tejkalon performancën e funksionit bazë radial (RBF) dhe algoritmit Makina Vektoriale Mbështetëse (SVM). Po ashtu, Poonia and Jain (2020) theksojnë se sa mirë parashikon LSTM fluksin e trafikut në kohë reale dhe si arrin të anashkalojë kufizimet e modeleve të tjera të parashikimit.

Një tendencë tjetër e përhapur në aplikimet me LSTM ka qenë përfshirja e të dhënave reale nga burime të ndryshme. Chang and Jang (2019) kanë propozuar një metodë të re për parashikimin e fluksit të trafikut gjatë ngjarjeve të mëdha. Modeli LSTM integron si të dhëna të zakonshme të trafikut ashtu edhe të dhëna të lidhura me ngjarjet për të prodhuar parashikime të besueshme. Një metodë e ngjashme përdoret nga Chu et al. (2021), të cilët ofrojnë njohuri të detajuara mbi modelet e trafikut duke përdorur të dhëna të fluksit të trafikut në nivel korsie.

Një përdorim tjetër paraqitet nga Sunindyo and Satria (2020), ku të dhënat e trafikut modelohen duke përdorur rrjete perceptron me shumë shtresa (MLP) dhe LSTM. Në krahasim me modelet e tjera, studimi tregon se sa mirë LSTM arrin të përballojë grupe të dhënash të ndërlikuara të trafikut dhe të prodhojë parashikime të sakta. Gjithashtu, duke shtuar koeficientë të ngarkesës dhe përditësime të rrjetit rrugor, Zhao et al. (2023) përmirësojnë parashikimet e fluksit të trafikut duke kombinuar LSTM me kushte rrugore në kohë reale për planifikim dinamik të rrugës.

Disa studime përqendrohen në metrika të veçanta të trafikut apo në situata specifike. Për shembull, Shi et al. (2023) përdorin të dhëna historike të trafikut të mbledhura gjatë orëve të pikut për të parashikuar gjatësinë e radhës së automjeteve në kryqëzime duke përdorur LSTM. Për çështje të tilla të lokalizuara, saktësia e parashikimeve të LSTM tregon se sa i përshtatshëm është për një gamë të gjerë aplikimesh të parashikimit të trafikut. Po ashtu, Winata et al. (2022) theksojnë përparësitë e LSTM në vlerësimin e numrit të automjeteve për aplikime në kohë reale duke e krahasuar me MLP për parashikimin e situatave të trafikut.

Këto modele LSTM tregojnë qëndrueshmëri në një shumëllojshmëri detyrash parashikimi trafiku, pavarësisht topologjive të tyre konvencionale. Me qëllim shmangien e mbingarkesës në autostrada, Amini and Koczy (2024) përdorin LSTM për të parashikuar volumin e trafikut dhe për të mbajtur shkallët e rrjedhjes nën dendësinë kritike. Përfitimi i përdorimit të LSTM për modelimin e të dhënave kohore me varësi afatgjata ilustron më tej përmes një krahasimi me regresionin Random Forest.

2.3.2 Modele të përmirësuara LSTM

Për të menaxhuar kompleksitetin e të dhënave reale të trafikut dhe për të modeluar varësitë kohore në parashikimin e trafikut, rrjetet e përmirësuara me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM) kanë tërhequr shumë interes kërkimor. Studiuesit kanë propozuar një sërë ndryshimesh në modelet tradicionale LSTM me qëllim zgjidhjen e problemeve të veçanta të parashikimit të trafikut, duke vënë theksin te përmirësimi i saktësisë, qëndrueshmërisë dhe fleksibilitetit në skenarë të ndryshëm të trafikut.

Përfshirja e karakteristikave shumë-dimensionale në modelet LSTM është trajtuar në disa studime. Për shembull, Lee and Min (2018) prezantuan një arkitekturë të quajtur Merged LSTM, që bashkon të dhëna mbi motin, tendencat ditore dhe ngjarjet për parashikime të trafikut urban si afatshkurtër ashtu edhe afatgjatë. Kjo metodë rezultoi më e saktë si në grupe të dhënash të simuluarashtu edhe në ato reale, duke treguar aftësinë për të përfaqësuar faktorë të ndryshëm kohorë dhe të jashtëm. Në mënyrë të ngjashme, Tsai et al. (2021) kanë propozuar modelin shumë-dimensional me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (var LS-LSTM), i cili integron karakteristika kohore dhe hapësinore si lloji i zonës dhe ora e ditës për parashikime të trafikut në shkallë rrjeti. Ky model u tregua veçanërisht efektiv për të përballuar ndërprerjet e shkaktuara nga rrethana të paparashikuara, si pandemia COVID-19.

Një tjetër fokus ka qenë rritja e qëndrueshmërisë përballë ndryshimeve të menjëhershme në trafik. Për shembull, Lu and Yang (2018) kanë sugjeruar një model të modifikuar LSTM

që përfshin periudha të njëpasnjëshme të të dhënave të trafikut, në vend që të mbështetet vetëm te inputet më të fundit. Ky përmirësim zvogëlon ndikimin e anomalive dhe rrit aftësinë e modelit për të kapur prirje më afatgjata. Po ashtu, Fitters et al. (2021) kanë prezantuar një metodologji për identifikimin dhe vlerësimin e vlerave ekstreme në të dhënat e fluksit së trafikut (OE-LSTM). Duke i përfshirë këto vlera në model dhe duke i lidhur ato në hapësirë dhe kohë, OE-LSTM ofroi parashikime më të sakta për sjellje të parregullta të trafikut.

Përparimet në arkitekturën e LSTM-ve kanë zgjeruar kapacitetet e modelit të parashikimit të trafikut. Me prezantimin e rrjeteve LSTM me zgjerim kohor, kanë përmirësuar aftësinë për të modeluar varësi afatgjata, duke zgjidhur problemet e gradientëve që zhduken në rrjetet rekursive tradicionale. Në një punim tjetër (Mostafi et al., 2024), kanë propozuar një arkitekturë LSTM të tipit enkoder-dekoder për parashikime me shumë hapa. Kjo qasje ofron parashikime si afatshkurtra ashtu edhe afatgjata, dhe kap me sukses shpejtësinë e trafikut në segmente të lidhura rrugore.

Një model i thjeshtuar dhe i rregulluar LSTM me teknikën e rënies së njësive (dropout) të përsëritur dhe kufizime për normën maksimale u propozua nga Wang et al. (2019b), duke treguar përpjekjet për të rritur efikasitetin llogaritës dhe aftësinë e përgjithshme të modelit. Një tjetër përmirësim (Wang et al., 2023b) përfshin ndryshime në strukturat e portave të LSTM për të menaxhuar më mirë varësitë kohore. Autorët prezantuan J-LSTM, i cili përmirëson kapjen e varësive afatgjata duke përfshirë të dhëna nga dy hapa të mëparshëm kohorë në njësitë portë. Ndryshimet në portat e inputit dhe harresës përmirësojnë aftësinë e modelit për të ruajtur ose hedhur të dhëna në mënyrë dinamike, gjë që funksionon mirë për modele të parregullta të trafikut.

Një studim i fundit (Lu et al., 2024) fokusohet në optimizimin e hiperparametrave për përmirësimin e modeleve LSTM. Ai sugjeron një LSTM të optimizuar nga një algoritëm gjenetik (GA) për parashikimin e shpejtësisë në automjete me ndihmës energjie. Përmes optimizimit të shkallës së të mësuarit dhe probabilitetit të teknikës së rënies së njësive (dropout), modeli arrin të reduktojë gabimet mesatare katrore në horizonte të ndryshme parashikimi. LSTM i përmirësuar mundëson menaxhim të energjisë në kohë reale kur u kombinuar me një rrjet të dyfishtë të thellë Q (DDQN) në një model të kontrollit parashikues (MPC), duke rritur efikasitetin ekonomik të sistemit.

2.3.3 Modele hibride dhe metoda të të mësuarit në grup

Rrjetet LSTM dhe Rrjetet Neurale Konvolucionale (CNN)

Në vitet e fundit, modelet hibride që kombinojnë Rrjetet Neurale Konvolucionale (CNN) dhe Rrjetet me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM) janë përdorur gjithnjë e më shumë për parashikimin e trafikut. Këto modele synojnë të kapin korrelacionet kohore dhe hapësinore dhe, për të rritur saktësinë e parashikimeve, shpesh kombinojnë mësimin e thellë me mekanizma që ndihmojnë rrjetin të përqendrohet te informacioni më i rëndësishëm, si te ashtuquajturat mekanizmat e vëmendjejes ose përmirësime të tjera arkitekturore.

Shumë kërkime kanë sugjeruar përdorimin e CNN dhe LSTM për detyra të ndryshme të parashikimit të trafikut, duke theksuar se sa mirë i kapin karakteristikat hapësinore-kohore. Për shembull, një model hibrid CNN-LSTM që kap njëkohësisht varësitë hapësinore dhe kohore për të parashikuar shpejtësinë e trafikut në disa hapa kohorë u propozua nga Liyong and Vateekul (2019). Për të ilustruar avantazhet e përdorimit të karakteristikave periodike në kombinim me varësitë hapësinore-kohore, Cao et al. (2020) kanë prezantuar një model të quajtur CLM që përdor CNN për të nxjerrë modelet periodike të trafikut (ciklet ditore dhe javore), dhe më pas përdor LSTM për të kapur dinamikën kohore.

Duke theksuar më tej rëndësinë e korrelacioneve hapësinore-kohore, kërkime të tjera (Cao et al., 2020; Ma et al., 2020b) kanë integruar një numër karakteristikash në modelet e tyre, përfshirë kohën, motin, fluksin e trafikut dhe aksidentet. Rrjeti dinamik i fluksit relativ hapësinor-kohor (STDRN) i propozuar nga Li et al. (2022b) përdor në mënyrë specifike CNN për të kapur varësitë dinamike hapësinore dhe LSTM për të përshkruar varësitë kohore, duke rritur saktësinë e parashikimit të trafikut në rrjetet urbane.

Studime të tjera (Lin et al., 2023b; Wang and Susanto, 2023; Wiwatanapataphee et al., 2022) që synojnë të rrisin qëndrueshmërinë e modelit ndaj ngjarjeve të paparashikuara, kanë eksploruar gjithashtu integrimin e faktorëve të jashtëm, përfshirë kushtet atmosferike, aksidentet rrugore dhe incidente të tjera. Duke shtuar të dhëna hapësinore-kohore nga burime të ndryshme, si moti dhe incidentet e trafikut, arkitektura hibride CNN-LSTM në këto kërkime përmirësohet më tej dhe modelet bëhen më të qëndrueshme ndaj ndryshimeve në modelet e trafikut të shkaktuara nga ndodhi të rastësishme.

Në mënyrë të veçantë, Cheng et al. (2022) kanë përmirësuar më tej modelin hibrid CNN-LSTM duke integruar një Model vetëregresiv vektorial (VAR), i cili mundëson vlerësim më të detajuar të korrelacioneve të brendshme midis variablave të trafikut. Për shkak se komponenti VAR ndihmon në analizimin e varësive midis parametrave të ndryshëm të trafikut, ky kombinim tregon se modelet me shumë karakteristika performojnë dukshëm më mirë

sesa modelet me vetëm një karakteristikë. Kjo metodë përmirëson aftësinë parashikuese të modelit CNN-LSTM duke integruar modele ekonometrike si VAR, të cilat ofrojnë një kuptueshmëri më të plotë të marrëdhënieve midis komponentëve të ndryshëm të trafikut.

Për më tepër, disa studime (Aljuaydi et al., 2022; Deng and Zhu, 2023; Lin et al., 2023b; Narmadha and Vijayakumar, 2023; Zhang et al., 2023b) kanë demonstruar efektivitetin e modeleve CNN-LSTM në parashikimin e fluksit të trafikut. Aljuaydi et al. (2022) kanë eksploruar aplikimin e CNN-LSTM për trafikun në autostrada, duke integruar LSTM për varësitë kohore dhe CNN për karakteristikat hapësinore, me qëllim përmirësimin e parashikimeve në kushte të ndryshme. Një metodë e ngjashme u përdor nga Deng and Zhu (2023), të cilët kanë përdorur CNN për të kapur të dhëna hapësinore-kohore dhe kanë integruar LSTM dykahësh (BiLSTM) për të menaxhuar më mirë varësitë kohore para dhe pas, duke rezultuar në parashikime më të sakta të shpejtësisë së trafikut. LSTM menaxhoi varësitë kohore ndërsa CNN kapi modelet hapësinore për të përmirësuar saktësinë e parashikimeve për trafikun urban (Narmadha and Vijayakumar, 2023). Lin et al. (2023b) dhe Zhang et al. (2023b) kanë zhvilluar modele ku CNN dhe LSTM u aplikuan për trafikun në autostrada, duke përdorur LSTM për të mësuar aspektet kohore për të përmirësuar parashikimet në skenarë të ndryshëm të trafikut dhe CNN për karakteristikat hapësinore.

Arkitekturat ConvLSTM

Kombinimi i CNN-ve dhe LSTM-ve përpunon veçmas karakteristikat hapësinore dhe ato kohore, duke rrezikuar të humbasin ndërveprimet midis këtyre dy dimensioneve. Një tjetër arkitekturë hibride e propozuar në literaturë është arkitektura ConvLSTM, e cila e adreson këtë kufizim duke unifikuar nxjerrjen e karakteristikave hapësinore dhe kohore brenda një strukture të vetme. ConvLSTM modifikon strukturën e LSTM-së duke zëvendësuar veprimet e shumëzimit të matricave në lidhjet input-to-hidden dhe hidden-to-hidden me operacione konvolucionale. Kjo i mundëson modelit ConvLSTM të modelojë njëkohësisht varësitë hapësinore dhe kohore, duke e bërë atë veçanërisht efektiv për probleme si parashikimi i trafikut.

ConvLSTM është përdorur në arkitektura hibride në studime të fundit për të përmirësuar problemet e parashikimit të trafikut. Liu et al. (2017) kanë propozuar një model ConvLSTM të kombinuar me një modul Bi-LSTM. Bi-LSTM përmirëson saktësinë në krahasim me modelet e bazuara vetëm në LSTM duke kapur modelet periodike, si ndryshimet ditore apo javore, ndërsa ConvLSTM nxjerr karakteristikat hapësinore-kohore. Kjo metodë me dy module tregon se dinamika e trafikut mund të modelohet më saktë përmes hibridizimit.

Essien et al. (2019) kanë zgjeruar përdorimin e ConvLSTM për parashikimin e trafikut në shkallë rrjeti. Për të trajtuar rrjete të gjera trafiku, ata kanë propozuar një model të shkallëzueshëm që përfaqëson gjendjet e trafikut përmes grafikëve të rikthimit. Ky studim ka treguar se ConvLSTM mund të integrohet lehtësisht me formate jokonvencionale të inputit, duke e bërë atë të përshtatshëm për një gamë më të gjerë aplikimesh.

Në mënyrë të ngjashme, Du et al. (2020) kanë propozuar një model të thellë hibrid që përdor njësi LSTM dhe një rrjet konvolucional me strukture reziduale jo të rregullt për të mbledhur njëkohësisht ndryshoret kohore dhe hapësinore për parashikimin e fluksit të pasagjerëve urbanë. Marrëdhëniet kohore kapen nga njësitë LSTM, ndërsa rrjeti konvolucional fokusohet për të nxjerrë karakteristikat hapësinore të trafikut.

Një sërë studimesh kanë përmirësuar performancën e ConvLSTM duke shtuar mekanizma vëmendjeje ose variabla të jashtme. Jiao and Zheng (2020) kanë kombinuar të dhëna për kohën, motin dhe ditët festive në një arkitekturë Conv1D-LSTM. Kjo metodologji thekson rëndësinë e karakteristikave të jashtme në modelimin e modeleve të ndërlikuara të trafikut. Në mënyrë të ngjashme, Zhang et al. (2022) kanë propozuar një Rrjet Konvolucional i Memories së Gjatë me Vetë-Vëmendje (Self-Attention ConvLSTM), i përmirësuar me mekanizmin e Ndjeshmërisë Stokastike të Lokalizuar (LSS) për të zbutur efektin e zhurmës.

Përmirësime të ndjeshme në performancë kanë treguar gjithashtu modelet hibride që kombinojnë ConvLSTM me teknika të tjera. Liao and Zhou (2023) kanë paraqitur një ConvLSTM të optimizuar në mënyrë bajesiane me një mekanizëm vëmendjeje, ku hiperparametrat janë përshtatur përmes optimizimit bajesian për të përmirësuar performancën. Nga ana tjetër, Zheng et al. (2021) kanë kombinuar një modul ConvLSTM të pajisur me mekanizëm vëmendjeje me një Bi-LSTM për të kapur modelet e përsëritura. Së fundmi, Sattarzadeh et al. (2023) kanë kombinuar ARIMA me ConvLSTM, duke përdorur ConvLSTM për marrëdhëniet jolineare hapësirë-kohë dhe ARIMA për nxjerrjen e tendencave lineare. Modeli është përmirësuar më tej përmes një mekanizmi vëmendjeje “shuffle” që i jep rëndësi dinamike segmenteve kohore, duke rritur saktësinë e parashikimit.

Arkitekturat e bazuara në ConvLSTM janë përshtatur në studime të tjera për përdorime të veçanta. Për të përshkruar në mënyrë efektive varësitë hapësirë-kohë në nivel korsie, Lu et al. (2022) kanë kombinuar shtresa ConvLSTM me shtresa konvolucionale dhe të dendura për të parashikuar trafikun në nivel korsie, ndërsa Chen et al. (2020b) kanë demonstruar dobishmërinë e ConvLSTM në sfidat e parashikimit të fluksit afatshkurtër të trafikut duke e përdorur për të kapur karakteristikat lokale hapësinore.

Rrjetet me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM) dhe modelet e bazuara në grafe

Modele të tjera hibride për vlerësimin e gjendjes së trafikut përdorin rrjete me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM) dhe modele të bazuara në grafe për të kapur njëkohësisht varësitë kohore dhe hapësinore. Këto modele hibride përfitojnë nga avantazhet e rrjeteve neurale me grafe (GNN)(Lu et al., 2019), ose teknika të ngjashme si rrjetet konvolucionale me grafe (GCN)(Azati et al., 2024; Guo et al., 2019a; Lian and Wang, 2024; Liu et al., 2020a; Luo et al., 2024), rrjetet me mekanizma vëmendje për grafe (GAT)(Fang et al., 2021b) dhe rrjetet gjenerative antagoniste (GAN)(Wu et al., 2020), për nxjerrjen e marrëdhënieve hapësinore, ndërkohë që përdorin LSTM për modelimin kohor me qëllim rritjen e saktësisë së parashikimit.

Lu et al. (2019) kanë propozuar një Rrjet me Memorie Afatshkurtër dhe Afatgjatë në formë grafi (GLSTM), i cili integron GNN dhe LSTM në një arkitekturë koduese-dekoduese. Kjo metodologji kap në mënyrë efikase varësitë hapësinor-kohor dhe demonstroi se si të përpunohet informacioni i strukturuar si graf, duke ruajtur strukturën origjinale të tij. Duke u zgjeruar mbi këtë, Guo et al. (2019a) kanë prezantuar një model më të specializuar Seq2Seq të bazuar në Grafet Konvolucionale LSTM (GC-LSTM). Autorët përmirësuan përqendrimin hapësinor-kohor të përshkruar nga Lu et al. (2019) duke integruar një mekanizëm vëmendjeje për të përmirësuar parashikimin me shumë hapa të shpejtësisë së trafikut përmes përdorimit të GCN për ndërveprimet hapësinore dhe LSTM për varësitë kohore.

Këto koncepte u zgjeruan më tej nga Liu et al. (2020a) dhe Fang et al. (2021b), të cilët përdorën strategji reduktimi të të dhënave dhe mekanizma vëmendjeje. Liu et al. (2020a) kanë paraqitur një model hibrid GCN-LSTM që përzgjedh segmentet më të rëndësishme rrugore bazuar në korrelacionin kohor dhe optimizon kompleksitetin e të dhënave hyrëse përmes një teknike reduktimi. Nga ana tjetër, Fang et al. (2021b) kanë propozuar Rrjetin e Vëmendjes në Graf me LSTM (LGAT), që përdor LSTM për dinamikën kohore dhe GAT për nxjerrjen e veçorive hapësinore. Shtimi i një matrice fqinjësie nga Fang et al. (2021b) për të kapur strukturën e rrjetit rrugor ilustron zhvillimin e vazhdueshëm të metodave për caktimin e peshave të veçorive hapësinore.

Wu et al. (2020) kanë prezantuar modelin LSTM-GAN për gjenerimin e skenarëve, duke përdorur trajnim antagonistik për të kapur natyrën stokastike të flukseve të trafikut, duke u larguar nga teknikat tradicionale deterministike të parashikimit. Ata theksojnë fleksibilitetin e LSTM-ve për modelim kohor dhe prezantojnë potencialin e modeleve të bazuara në GAN për aplikime në trafik.

Kontributet më të fundit (Azati et al., 2024; Lian and Wang, 2024; Luo et al., 2024) i kanë zhvilluar më tej këto modele hibride. Lian and Wang (2024) kanë propozuar një model GCN-Bi-LSTM për parashikimin afatshkurtër të fluksit të trafikut, duke përdorur "early stopping" për të rregulluar parametrat dhe duke përfshirë dy shtresa Bi-LSTM për përmirësimin e kapjes së veçorive kohore. Azati et al. (2024) kanë zgjeruar përdorimin e modeleve GCN-LSTM për parashikimin e aksidenteve në rrugët malore, duke vlerësuar marrëdhëniet kohore dhe hapësinore në të dhënat e aksidenteve përmes funksionit të autokorrelacionit (ACF) dhe indeksit Moran's I. Luo et al. (2024) kanë paraqitur modelin LSTM konvolucional kohor për të dhëna në formë grafi (GT-LSTM), një model të përbërë që integron Rrjetet Konvolucionale Kohore (TCN), Bi-LSTM dhe GCN për të ofruar efikasitet më të mirë të trajnimit dhe integrim të fuqishëm të veçorive.

Rrjetet LSTM të kombinuara me metoda optimizimi

Hulumtime të tjera kanë eksploruar modele hibride që kombinojnë LSTM me teknika Optimizimi me grup grimcash dhe metoda të përpunimit fillestar si Analiza e Përbërësve Kryesorë (PCA). Këto teknika ofrojnë mënyra të ndryshme për të përmirësuar saktësinë e parashikimeve të trafikut, duke trajtuar çështje të veçanta si optimizimi i parametrave, nxjerrja e tendencave afatgjata dhe variacionet afatshkurtra në të dhënat e trafikut.

Për shembull, Zhao and Zhang (2018) kanë propozuar një teknikë PCA-LSTM, e cila ndan dhe identifikon tendencat kryesore afatgjata në të dhënat e trafikut përmes PCA. LSTM më pas përdoret për të parashikuar pjesën e mbetur të të dhënave, të cilat përfshijnë ngjarje të paparashikuara dhe ndryshime afatshkurtra. Këto dy faza kombinohen për të ofruar një metodë gjithëpërfshirëse për parashikimin e rrjedhës së trafikut urban.

Ndërkohë, studime si Bharti et al. (2023), Qin and Xueping (2023), dhe Zhang et al. (2023a) janë përqendruar në përdorimin e PSO për të përmirësuar performancën e modeleve LSTM. Bharti et al. (2023) kanë optimizuar peshën e inercisë së LSTM-së përmes PSO, duke rritur efikasitetin e modelit, ndërsa Qin and Xueping (2023) kanë theksuar përdorshmërinë e kësaj metode në menaxhimin e trafikut urban, duke përdorur PSO për të optimizuar parametrat e LSTM-së dhe për të rritur saktësinë e parashikimeve.

Së fundmi, Zhang et al. (2023a) kanë treguar më tej përshtatshmërinë e PSO-së në detyrat e parashikimit të trafikut duke kanë prezantuar një teknikë të përmirësuar PSO në kombinim me LSTM, për të parashikuar gjendjen e trafikut urban dhe për të trajtuar problemet e mbingarkesës.

Modele hibride bazuar në Bi-LSTM

Për të përmirësuar performancën në parashikimin e fluksit të trafikut, modelet hibride shpesh kombinojnë modelet Bi-LSTM me metoda të tjera. Ndryshe nga LSTM-të e zakonshme, Bi-LSTM kap varësi kohore si nga e kaluara ashtu edhe nga e ardhmja, duke përpunuar sekuenca në të dy drejtimet.

Siç është diskutuar më parë, studime të tilla si Liu et al. (2017), Luo et al. (2024), dhe Deng and Zhu (2023) kanë integruar Bi-LSTM me rrjete konvolucionale, modelet e bazuara në grafe dhe rrjete konvolucionale kohore.

Chen et al. (2023b) kanë paraqitur një model të përmirësuar Bi-LSTM (iBiLSTM) të destinuar për parashikimin e fluksit të trafikut. Ky model përdor korrelacionet ndërmjet fluksit të trafikut dhe radhës së pritjes dhe integron të dhëna hapësinore nga kryqëzimet përreth për të përmirësuar saktësinë e parashikimit. Ndryshimet në rrjedhën e trafikut gjatë cikleve të ndryshme kohore, si periudhat e pikut dhe ato jashtë pikut, adresohen nga modeli iBiLSTM duke theksuar elementët periodikë dhe hapësinorë.

Një tjetër model është propozuar nga Naheliya et al. (2024), ku përdoret algoritmi MFOA për të optimizuar modelin Bi-LSTM. Duke kombinuar MFOA dhe Bi-LSTM, përmirësohet qëndrueshmëria dhe aftësia e kërkimit të modelit, duke e bërë atë më të aftë për të kapur modele komplekse të trafikut. Përmirësimi i performancës në parashikimet afatshkurtra arrihet përmes rregullimit të hiperparametrave të tij.

Një metodë hibride e njohur si Grizzly është paraqitur nga Ounoughi and Ben Yahia (2024), e cila kombinon metoda përpunimi paraprak si normalizimi dhe kodimi me një model Sequence-to-Sequence Bi-LSTM. Kjo metodologji rrit saktësinë e parashikimeve duke kapur me sukses varësitë kohore në të dhënat e trafikut. Optimizimi i arkitekturës redukton kohën dhe burimet e nevojshme për stërvitje dhe inferencë, duke përmirësuar njëkohësisht edhe saktësinë e parashikimeve.

Modele të kombinuar Kalman dhe LSTM

Disa modele hibride të sugjeruara në literaturë janë modelet hibride Kalman-LSTM, të cilat kombinojnë karakteristikat e përshtatjes në kohë reale të filtrit Kalman me aftësitë e mësimi sekvencial të LSTM-së për të ofruar një zgjidhje novatore për problemet e parashikimit të fluksit të trafikut. Këto teknika ofrojnë zgjidhje për aplikime në kohë reale, duke menaxhuar me sukses natyrën dinamike, jo-lineare dhe jo-stacionare të të dhënave të trafikut.

Për shembull, një model Kalman-LSTM u propozua nga Fang et al. (2021a) për të parashikuar të dhëna kohore që shfaqin modele afatshkurtra dhe afatgjata. Filtri Kalman

modifikon në mënyrë dinamike këto parashikime në përgjigje të përditësimeve në kohë reale, ndërsa komponenti LSTM përdor mekanizmin e tij të memories për të nxjerrë vetitë themelore kohore nga të dhënat hyrëse. Falë këtij integrimi, parashikimet janë më të besueshme dhe sigurohet fleksibilitet në përgjigje ndaj ndryshimeve në serinë kohore. Artikulli thekson veçanërisht se kjo metodologji është e përshtatshme për situata të trafikut që ndryshojnë shpejt, pasi përdor si parashikimin statik me LSTM, ashtu edhe ripërcaktimin dinamik përmes filtrit Kalman.

Kjo ide u zhvillua më tej nga Aljebreen et al. (2024), të cilët përfshinë një metodë në modelin e tyre hibrid për reduktimin e zhurmës Rauch-Tung-Striebel (RTS) bazuar në filtrat Kalman. Ky model trajton zhurmën dhe defektet në të dhënat e trafikut duke përmirësuar saktësinë e parashikimeve përmes kombinimit të arkitekturave LSTM dhe Bi-LSTM. Duke adresuar kufizimet që sjellin normat e ulëta të përhapjes së të dhënave nga makinat e lidhura, përfshirja e reduktimit të zhurmës RTS përmirëson edhe më shumë parashikimet. Artikulli thekson se ky model mund të përdoret në kontekstet e qyteteve inteligjente për menaxhimin e trafikut në kohë reale, duke përpunuar të dhëna në kohë reale dhe duke rritur saktësinë e parashikimeve të fluksit së trafikut.

Metoda të tjera hibride që përdorin LSTM

Disa punime të tjera eksplorojnë avancimet e fundit në modelet hibride të mësimin të thelluar bazuar në rrjetet me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM), të kombinuara me teknika të ndryshme si sistemet fuzzy, Rritje me gradient, dhe K-means, për të përmirësuar kapjen e modeleve komplekse hapësinore-kohore dhe për të rritur saktësinë e parashikimit në mjedise dinamike trafiku.

Për shembull, Li et al. (2020) fokusohen në kapjen e karakteristikave hapësinore-kohore të trafikut urban të trafikut duke integruar LSTM me sistemet fuzzy për të trajtuar në mënyrë efektive pasigurinë në të dhënat e trafikut, duke përdorur intervale të tipit 2 të grupeve fuzzy për nxjerrjen e veçorive hapësinore-kohore dhe për përditësimin probabilistik të peshave të LSTM-së, duke përmirësuar kështu qëndrueshmërinë e parashikimit.

Disa modele të propozuara nga Zhaowei et al. (2022) dhe Wang and Han (2023) synojnë të zgjidhin probleme si pabarazia e të dhënave, mbipërputhja dhe stokasticiteti i të dhënave. Zhaowei et al. (2022) kanë kombinuar një shtresë parashikuese LSTM të rregullt me një shtresë të thelluar Bi-LSTM (DBLSTM) dhe një shtresë vetë-trajnuese për përcaktimin e shpërndarjes së probabiliteteve. Duke përdorur përafrime konteksti përpara-mbrapa dhe hartimin e shpërndarjeve të rrjedhës së trafikut, kjo strukturë redukton me sukses pasigurinë. Ndërsa Wang and Han (2023) kanë propozuar një model hibrid LSTM-LightGBM, i cili

ofron një model të fuqishëm për skenarët dinamikë të trafikut duke kombinuar teknikat e rritjes me gradient me modelimin sekvencial për të kapur të dhëna si kohore, ashtu edhe hapësinore, veçanërisht për parashikimin e fluksit të trafikut në nivel ore.

Teknika të përpunimit paraprak, si transformimet me valë (Harrou et al. (2024)) dhe Dekompozimi i Modaliteteve Variacionale (VMD) (Lu (2023)), janë përdorur për të përmirësuar cilësinë e të dhënave hyrëse për modelet LSTM. Për të përmirësuar saktësinë dhe qëndrueshmërinë e parashikimit të serive kohore, Lu (2023) kanë ndarë sinjalet jo-stacionare të trafikut në funksione të modalitetit të brendshëm. Në mënyrë të ngjashme, filtrimi bazuar në valë së bashku me modelet LSTM dhe GRU ndihmon në heqjen e zhurmës dhe rrit aftësinë për të kapur marrëdhëniet kohore në të dhënat e trafikut (Harrou et al. (2024)).

Besueshmëria e parashikimeve të bazuara në LSTM është rritur gjithashtu me përdorimin e klasifikimit K-means++ (Li et al. (2022a)) për identifikimin e trendeve anormale të të dhënave, të shkaktuara nga rrethana të paparashikuara, dhe për kategorizimin e modeleve ditore të fluksit të trafikut.

Burime të reja të mundshme të të dhënave për përmirësimin e parashikimit të fluksit së trafikut përfshijnë teknologjinë GPS dhe automjetet e lidhura (CV). Wang et al. (2020) kanë përdorur të dhëna të marra me GPS në bashkëpunim me modelet LSTM dhe GRU për të rritur saktësinë e parashikimit të fluksit të kamionëve. Për më tepër, modelet LSTM-Transformer janë kombinuar me të dhëna nga CV për të vlerësuar rreziqet e aksidenteve duke vendosur një korrelacion midis sjelljeve rrezikuese të drejtimit të automjeteve dhe modeleve makro të fluksit të trafikut (Han et al. (2024)). Gjithashtu, rrjetet LSTM me shumë shtresa janë përdorur nga Azad and Islam (2021) për parashikime shumë-hapësinore të fluksit të trafikut, duke integruar të dhëna reale dhe historike trafiku nga burime si Google Maps.

Mësimi me modele të përbërë

Disa kërkime kanë treguar efikasitetin e modeleve të përbërë për përmirësimin e modeleve të parashikimit të fluksit të trafikut bazuar në LSTM. Një arkitekturë e përbërë me shumë modele për parashikimin në nivel korsie është prezantuar nga Zhao and Chen (2022), i cila kombinon LSTM për nxjerrjen e veçorive kohore, Random Forest për reduktimin e variancës, dhe CatBoost për gjenerimin dhe përzgjedhjen e veçorive hapësinore-kohore. Saktësia rritet duke kombinuar këto modele përmes teknikave të mësimi të përbërë me shumë shtresa.

Në mënyrë të ngjashme, Alla and Thangarasu (2023) kanë prezantuar një Internet of Things që kombinon Random Forests, LSTM dhe SVM për detyra menaxhimi të trafikut në qytetet inteligjente, si zbulimi i anomalive dhe kategorizimi i ngarkesës së trafikut. Modeli i propozuar demonstroi sinergjinë e kombinimit të algoritmeve të ndryshëm për menaxhim

të besueshëm të trafikut, duke përdorur mësimin e përbërë për të përmirësuar saktësinë në zbulimin e incidenteve dhe parashikimin e fluksit të trafikut.

2.3.4 Mekanizmat e Vëmendjes dhe LSTM

Siç u pa në nënseksionet e mëparshme, rrjetet LSTM përdoren gjerësisht për parashikimin e fluksit të trafikut. Megjithatë, të dhënat e trafikut shpesh përfshijnë modele komplekse që LSTM-të standarde mund t'i humbasin. Mekanizmat e Vëmendjes përmirësojnë kapacitetin e LSTM-ve për të trajtuar të dhëna të ndryshueshme dhe me zhurmë, duke lejuar modelin të përqendrohet në hapat kohorë ose tiparet më të rëndësishme. Këto LSTM të përforcuara me mekanizma vëmendjeje janë veçanërisht të dobishme për parashikimet afatshkurtra dhe afatgjata të trafikut, për shkak të vendosjes së peshave në mënyrë dinamike të të dhënave hyrëse, që rrit saktësinë e parashikimit.

Studime të përmendura në paragrafet e mëparshëm (Guo et al., 2019a; Li et al., 2022a; Liao and Zhou, 2023; Sattarzadeh et al., 2023; Wang et al., 2023b; Zhang et al., 2022; Zheng et al., 2021) kanë treguar se mekanizmat e vëmendjes mund të integrohen me sukses në modelet bazuar në LSTM për të kapërcyer vështirësitë që sjellin të dhënat dinamike dhe me zhurmë të trafikut.

Studime të tjera kanë eksploruar gjithashtu rolin e mekanizmave të vëmendjes në parashikimin e trafikut. Për shembull, një model për parashikimin e aksidenteve rrugore bazuar në LSTM u propozua nga Wang et al. (2023b). Për të kapur më mirë ndikimin e të dhënave meteorologjike në aksidente trafiku, modeli ka përfshirë një funksion vëmendjeje. Kjo metodë rrit aftësinë e modelit për parashikim duke minimizuar ndikimin e të dhënave me zhurmë dhe ato më pak të rëndësishme, duke i theksuar pikat më të përshtatshme të të dhënave. Në mënyrë të ngjashme, Biju et al. (2024) kanë prezantuar modelin Grid LSTM me Vëmendje (GLSTM-A) për parashikimin e fluksit të trafikut, i cili kombinon një mekanizëm vëmendjeje për të përmirësuar saktësinë duke u përqendruar në tiparet kyçe të të dhënave të fluksit të trafikut, së bashku me një rrjet LSTM në formë gridi për të kapur varësitë afatshkurtra dhe afatgjata.

Për të përmirësuar parashikimin e fluksit të trafikut urban, Chen et al. (2020a) kanë sugjeruar gjithashtu një model LSTM të përforcuar me mekanizëm vëmendjeje. Ky mekanizëm ndihmon modelin të përqendrohet në të dhënat historike të trafikut më të rëndësishme kohore duke kapur varësitë kyçe dhe duke rritur kështu saktësinë në parashikim.

2.3.5 Menaxhimi i të dhënave të munguara

Në vlerësimin e gjendjes së trafikut, trajtimi i të dhënave të munguara është një problem i madh. Disa studime kanë propozuar strategji që përdorin rrjetet LSTM për të rritur qëndrueshmërinë dhe saktësinë e parashikimeve.

Për të adresuar të dhënat e mungura, Tian et al. (2018) kanë prezantuar një model të përditësuar LSTM (LSTM-M) e cila integron parametra shtesë për të trajtuar ndërprerjet kohore dhe për të përdorur vektorë maskues. Fqinjët kohor përdoren për të mbushur boshllëqet afatshkurtra, ndërsa modelet periodike përdoren për boshllëqet afatgjata. Duke simuluar efektet e zbritjes nga të dhënat e mungura, mësimi rezidual përmirëson menaxhimin e varësive si afatshkurtra, ashtu edhe afatgjata.

Duke zgjeruar këto ide, Yang et al. (2021) kanë propozuar modelin LSTM-GL-ReMF, i cili kombinon një Graf Laplasian (GL) për korrelacionet hapësinore me LSTM për rregullimin kohor. Përmes faktorizimit të matricave të rregulluara hapësinore dhe kohore, modeli parashikon kushtet e trafikut dhe njëkohësisht plotëson të dhënat e mungura. Ai përdor dekompozimin e tensorëve për t'u zgjeruar në dataset-e me shumë variabla, duke garantuar parashikim hapësinor-kohor edhe me të dhëna të papërpunuara.

Li et al. (2021) dhe Jain et al. (2022) kanë përdorur transferimin e të mësuarit për të mbushur boshllëqet e të dhënave. Kjo teknikë përdor informacione nga dataset-e të mirë instrumentuara për të përmirësuar parashikimet në zona me të dhëna të pakta. Kjo metodë plotëson me efikasitet të dhënat e mungura duke identifikuar modele në sasi të mëdha të të dhënave dhe duke i aplikuar ato në dataset-e me mungesë të dhënash. Duke lejuar aplikimin e modeleve LSTM në rrjete me pak të dhëna historike, kjo metodë siguron qëndrueshmëri në parashikim.

Gjithashtu, Jiao and Zheng (2020) dhe Shin et al. (2020) kanë trajtuar përmirësimin e parashikimeve me të dhëna të mungura. Në veçanti, Jiao and Zheng (2020) kanë përdorur Conv1D dhe LSTM së bashku me faktorë të jashtëm si moti, koha dhe festat për të parashikuar fluksin e trafikut në shumë hapa, ndërsa Shin et al. (2020) kanë përdorur përpunimin paraprak dhe heqjen e vlerave ekstreme për të bërë korrigjime kohore dhe hapësinore para se të përdorin LSTM për parashikimin e fluksit të trafikut. Këto metoda përmirësojnë aftësinë e modeleve për t'u përshtatur me inpute të pamjaftueshme të të dhënave.

Së fundmi, Gao et al. (2022) krahasojnë performancën e LSTM-së me modelet e tjera, duke përfshirë regresionin me mbështetje vektoriale (SVR), fqinjët më të afërt (k-nearest neighbors) dhe rrjetet me përhapje pas (BP), për të demonstruar se sa mirë trajton të dhënat e mungura. Aftësia e LSTM-së për të kapur lidhjet komplekse kohore vërtetohet nga fakti

që ajo parashikon shpejtësinë e trafikut me saktësinë më të lartë, sidomos kur punohet me dataset-e jo të plotë.

2.4 Modele të të mësuarit automatik të drejtuara nga parimet e fizikës për vlerësimin e gjendjes së trafikut

Megjithatë, modelet konvencionale të bazuara në të dhëna shpesh hasin probleme me mbipërshatjen kur punojnë me sete të dhënash të rralla ose të zhurmshme. Nga ana tjetër, modelet fizike kanë kufizime në aftësinë për të menaxhuar situata dinamike të trafikut. Përmirësimet e fundit në vlerësimin e trafikut kanë çuar në kombinimin e modeleve fizike me modelet e të mësuarit automatik për të rritur saktësinë e parashikimeve. Të mësuarit automatik i udhëhequr nga ligjet e fizikës (PGML) integron avantazhet e të dy metodologjive duke përfshirë rregullat fizike brenda modeleve të të mësuarit automatik. Kjo lejon vlerësime më të sakta dhe rrit rezistencën e modeleve, duke i bërë ato të përshtatshme për kontrollin dhe menaxhimin e trafikut në kohë reale.

Sistemet e trafikut po përfshijnë gjithnjë e më shumë modele të të mësuarit automatik të informuar me ligjet e fizikës (PIML) për të adresuar sfida të ndryshme, si parashikimi i trajektoreve, pozicionimi, sjellja e ndjekjes së makinave, ulja e konsumit të karburantit apo parashikimi i konflikteve mes automjeteve. Këto modele përmirësojnë saktësinë e parashikimeve, interpretimeve dhe përshtatshmërisë duke integruar parime fizike në kuadrin e bazuar në të dhëna.

Për shembull, Das and Tanvir (2024) kanë prezantuar një model të të mësuarit automatik të udhëhequr nga ligjet e fizikës me LSTM, i dizajnuar për funksionimin e automjeteve autonome në ambiente trafiku heterogjen. Ky model përdor Fuqinë Specifike të Automjetit (VSP) si zëvendësues për emetimet dhe përfshin fuqinë tërheqëse në funksionin e humbjes, duke mundësuar monitorim të saktë të pozicionit të automjetit dhe duke nxitur uljen e emetimeve.

Disa studime, si Long et al. (2024), Sheng et al. (2024) dhe Geng et al. (2023), kanë propozuar modele të të mësuarit automatik të udhëhequr nga ligjet e fizikës për parashikimin e trajektoreve të automjeteve. Long et al. (2024) kanë përdorur një Rrjet Neural të Udhëhequr nga ligjet e Fizikës (PINN) për të rikonstruktuar trajektoret e ndërprera duke integruar kinematikën e automjeteve dhe kufizimet kufitare, duke përmirësuar kështu efikasitetin e ekstrapolimit në skenarë të ndryshëm trafiku. Sheng et al. (2024) kanë prezantuar një metodë të mësimit përforcues që përfshin njohuri të mëparshme dhe korrigjon devijimet

përmes një qasjeje reziduale. Metoda integron Modelin Inteligjent të Shoferit (IDM) për të përshkruar dinamika themelore të trafikut dhe përdor rrjete neurale për të adresuar devijimet që modeli fizik nuk arrin të kapë, duke përmirësuar kështu optimizimin e trajektoreve të automjeteve autonome të lidhura (CAV). Ndërsa, Geng et al. (2023) kanë prezantuar Modelin e Shoferit Inteligjent të fuqizuar me një arkitekturë Transformer të udhëhequr nga ligjet e fizikës (PIT-IDM), i cili integron mësimin e thellë bazuar në Transformer me IDM për të ofruar parashikimin e saktë dhe efikas të trajektoreve.

Studime të tjera (Liu et al., 2023a; Mo et al., 2021) janë përqendruar te modelet hibride që bashkojnë modelet klasike të bazuara në ligjet e fizikës me teknika të mësimit automatik të thelluar për të parashikuar sjelljen e automjeteve që ndjekin njëri-tjetrin. Me qëllim modelimin më të kuptueshëm dhe efikas të regjimeve të ndërlikuara të përshpejtimit, Mo et al. (2021) kanë ndërtuar një grup modelesh PIDL-CF të frymëzuara nga katër modele klasike të automjeteve që ndjekin njëri-tjetrin: IDM, Modeli i Shpejtësisë Optimum, modeli Gazis-Herman-Rothery dhe modeli i Plotë i Diferencës së Shpejtësisë. Ndërsa, Liu et al. (2023a) kanë integruar regresionin kuantil në një model PIDL, duke lejuar modelimin stokastik të sjelljes së automjeteve që ndjekin njëri-tjetrin dhe dinamikës reale të drejtimit—duke imituar parashikimet e trajektores në nivel platooni.

Lei et al. (2024) janë përqendruar në parashikimin e konsumit të karburantit dhe humbjes së baterisë (SOH) në automjetet hibride elektrike të llojit plug-in (PHEVs). Ata kanë kombinuar modele fizike me të dhëna eksperimentale për të prodhuar parashikime të sakta, duke përdorur një model të bazuar në të dhëna të udhëhequr nga ligjet e fizikës. Studimi më tej optimizon parametrat e sistemit të fuqisë hibride duke përdorur Algoritmin Gjenetik të Renditjes Jo-Dominuese II (NSGA-II), me qëllim uljen e konsumit të karburantit dhe zvogëlimin e degradimit të baterisë.

Pjesa e mbetur e seksionit do të fokusohet më tej në mënyrën se si modelet PGML përdorin kufizime fizike për të përmirësuar saktësinë në vlerësimin e gjendjes së trafikut.

Huang and Agarwal (2020) kanë paraqitur një model të Mësimit Automatik të Thelluar i Informuar nga Ligjet e Fizikës (PIDL), i cili integron rrjetet neurale të mësimit automatik të thelluar me ligjet e fluksit të trafikut, si modeli LWR, për të përmirësuar vlerësimin e gjendjes së trafikut. Metoda thekson integrimin e kufizimeve fizike, veçanërisht në trajtimin e mungesës së sensorëve dhe të kushteve në zonat në kufi të rrugëve, duke reduktuar kështu varësinë nga të dhënat.

Kjo punë u zgjerua nga Huang and Agarwal (2021) për të mbështetur aplikimet e automjeteve inteligjente dhe kontrollin në kohë reale të trafikut. Ajo zgjeron aplikueshmërinë e PIDL në situata të karakterizuara nga mungesa e të dhënave, ndërprerje në komunikim

dhe disponueshmëri të ndryshueshme të sensorëve, duke rritur kështu zbatueshmërinë e saj në kushte reale. Studimet e rasteve që përdorin si të dhëna sintetike ashtu edhe empirike konfirmojnë përshtatshmërinë e saj ndaj rrethanave të ndryshme të trafikut.

Huang and Agarwal (2022) e forcojnë më tej PIDL duke përfshirë dy modele themelore të fluksit të trafikut, modelin LWR dhe CTM, duke zgjeruar kështu fleksibilitetin dhe duke ofruar një qasje më të plotë për trajtimin e kompleksitetit të fluksit të trafikut përmes përfshirjes së një modeli fizik diskret. Integrimi i funksionit të humbjes të udhëhequr nga ligjet fizike i mundëson këtij modeli të kapërcejë kufizimet kryesore të metodave të mëparshme, përfshirë paaftësinë për t'u përgjithësuar në paradigma të tjera modeli.

Për të përmirësuar më tej kapacitetin e tij për të parashikuar kushtet e trafikut në zona të paobservuara, PIDL integrohet gjithashtu me rregullat e ruajtjes nga teoria e fluksit të trafikut (Huang and Agarwal, 2023). Duke shkuar përtej modeleve të mëparshme që ishin të përqendruara në validime teorike, ky studim zbaton praktikisht PIDL përmes mbledhjes së të dhënave me ndihmën e infrastrukturës së fog computing.

Së fundi, modeli jo-lokal LWR përdoret për të përmirësuar PIDL (Huang et al., 2024). Ky model kapërcen kufizimet e modelit klasik LWR duke marrë parasysh efektet e dendësisë së trafikut në pjesët e poshtme të rrjetit. Duke përmirësuar shkallëzueshmërinë dhe aplikueshmërinë në skenarë të ndërlikuar të trafikut, ai ofron formulime të veçanta që përfshijnë marrëdhënie shpejtësi-dendësi me funksione kernel me gjatësi fikse dhe të ndryshueshme. Këto përmirësime e përmirësojnë më tej PIDL për një vlerësim dhe parashikim më të saktë të gjendjes së trafikut dhe adresojnë çështje reale si kushtet kufitare dhe mbulimi i kufizuar me sensorë.

Në paralel, autorë të tjerë kanë studiuar rrjetet neurale të udhëhequra nga ligjet e fizikës. Në Rongye Shi and Du (2021), kanë prezantuar një model të të mësuarit automatik të thelluar të udhëhequr nga ligjet e fizikës (PIDL) për vlerësimin e gjendjes së trafikut (TSE), ku kanë përdorur të dhëna nga detektorët për rindërtimin e dendësisë së trafikut. Ky model ka integruar modelin LWR bazuar në Greenshields me një rrjet neural për të realizuar procesin e rregullimit. Kjo metodologji hibride ka rritur efikasitetin dhe saktësinë e të dhënave, duke mundësuar identifikimin e treguesve të trafikut nga të dhëna të kufizuara të vëzhguara. Ky studim ka qenë një hap i rëndësishëm në përfshirjen e modeleve fizike të trafikut në modelet e mësimit automatik të thelluar, duke treguar kapacitetin për të përmirësuar qëndrueshmërinë e TSE në kushte reale duke përdorur të dhëna nga dataset-i NGSIM.

Në vijim, në Rongye Shi and Di (2021) kanë integruar modelin Aw-Rascle-Zhang (ARZ), një model të rendit të dytë për rrjedhën e trafikut, brenda arkitekturës PIDL. Përveç dendësisë, ky model ka përfshirë edhe shpejtësitë mesatare të marra nga detektorët dhe automjetet-

probë, duke mundësuar përcaktim më të plotë të dinamikave të trafikut, përfshirë modelet e ndalimeve dhe nisjeve. Në krahasim me modelet më të thjeshta të rendit të parë, kanë treguar se modeli ARZ është i aftë të trajtojë skenarë kompleksë trafiku, duke demonstruar përshtatshmërinë ndaj dinamikave jo-lineare.

Metodologjia PIDL është përmirësuar më tej me përfshirjen e variantit PIDL+FDL, i cili ka integruar një model për mësimin e diagramit themelor (FDL) brenda kuadrit PIDL (Shi et al., 2022). Kjo i ka mundësuar modelit të kryejë vlerësimin e gjendjes së trafikut dhe njëkohësisht të parashikojë diagramën themelore (FD), që lidh dendësinë me fluksin ose shpejtësinë. Duke përdorur një model zëvendësues të mësimin automatik, PIDL+FDL mëson drejtpërdrejt lidhjen FD nga të dhënat e vëzhguara, duke rritur kështu saktësinë e vlerësimit të gjendjes, edhe në mungesë të matjeve të drejtpërdrejta të parametrave të diagramës. Ky studim ka demonstruar qëndrueshmërinë e metodës në kushte me të dhëna të kufizuara.

Në studimin më të fundit (X. Di and Fu, 2023), autorët kanë prezantuar një graf kompjuterik hibrid (HCG), të përbërë nga dy rrjete: një rrjet neural pa njohuri fizike (PUNN) për mësim të bazuar vetëm në të dhëna dhe një graf kompjuterik i udhëhequr nga ligjet e fizikës (PICG) për përfshirjen e ligjeve fizike, duke përdorur modelet LWR me tre parametra dhe ARZ bazuar në Greenshields. Variantet e këtyre modeleve që përfshijnë një rrjet neural të integruar si një model për mësimin e diagramit themelor kanë ofruar fleksibilitet në modelimin e dinamikave të trafikut. Studimi ka theksuar qëndrueshmërinë e PIDL në kushte me të dhëna të kufizuara, në një dataset real. Gjithashtu, autorët kanë theksuar përfitimet e kalibrimit të përbashkët të parametrave në krahasim me metodat e kalibrimit sekondar dhe kanë propozuar një mjet modular vizualizimi për projektimin dhe analizën e arkitekturave PIDL.

Një arkitekturë e ngjashme, e cila bashkon një rrjet neural pa informacion fizik (PUNN) me një rrjet neural të informuar nga ligjet e fizikës (PINN), që integron ekuacionet e modelit fizik LWR, është propozuar nga Usama and Wojcik (2022). Kjo punë ka prezantuar një model për vlerësimin e gjendjes së trafikut (TSE) në rrjete të mëdha.

Në mënyrë të ngjashme me modelet e propozuara nga Rongye Shi and Du (2021) dhe Rongye Shi and Di (2021), ku përdoren rrjete neurale të ndara për vlerësimin e shpejtësisë dhe fluksit, Rempe et al. (2021) kanë prezantuar një qasje të mësimin automatik të thelluar të informuar nga ligjet e fizikës (PIDL) për parashikimin e gjendjes së trafikut, duke përdorur modelin Lighthill-Whitham-Richards (LWR) për të deduktuar dendësinë e trafikut në vende pa vëzhgime të drejtpërdrejta. Modeli integron të dhëna nga lloje të ndryshme vëzhgimesh për të trajtuar ndryshueshmërinë në situatat e trafikut dhe përfshin dy diagrame thelbësore: parabolën e Greenshields dhe një diagram trapezoidal të diferencueshëm. Ky i fundit

përmbledh efektet e përgjithshme të faktorëve që ulin performancën e trafikut, edhe kur janë të pamundura për t'u matur.

Gjithashtu, M. Barreau and Johansson (2021) dhe Barreau et al. (2021) kanë propozuar një metodologji të rrjeteve neurale të informuara nga ligjet e fizikës (PINN) për vlerësimin e njëkohshëm të dendësisë së trafikut dhe identifikimin e modelit, duke përdorur të dhëna të rralla nga automjete që transmetojnë të dhëna në kohë reale. Autorët kanë përdorur një model të kombinuar mikro-makro dhe një ekuacion diferencial pjesor parabolik për të simuluar modelin LWR. Ky studim ka treguar aftësinë e rrjeteve PINN për të realizuar identifikim, rindërtim, parashikim dhe filtrim të zhurmës në një problem të vetëm optimizimi, duke përmirësuar dukshëm vlerësimin e dendësisë me të dhëna të kufizuara. M. Barreau and Johansson (2021) kanë zgjeruar rezultatet e Liu et al. (2021) duke paraqitur një teknikë për rindërtim pjesor të gjendjes së trafikut të bazuar në mësim të informuar nga ligjet e fizikës (P-SR). Kjo metodë përdor rindërtimin e dendësisë së trafikut dhe mbështetet në matje lokale të mbledhura nga agjentët. Duke dëshmuar se një rrjet neural mund të zgjidhë gradualisht problemin e rindërtimit me zhurmë, kërkimi e përkufizon procesin P-SR si zgjidhjen e një problemi optimizimi. Dy rrjete neurale rezultuan veçanërisht të përshtatshme për këtë detyrë. Për më tepër, u propozua një metodë trajnimi mesatarisht e kushtueshme por e qëndrueshme, e cila demonstroi një qasje efektive për eliminimin e zhurmës dhe përmirësimin e saktësisë së rindërtimit. Barreau et al. (2021) kanë integruar funksionin e shpejtësisë në procesin e identifikimit, duke shtuar variabla të rinj dhe kufizime fizike. Fokusi kryesor i autorëve është bashkimi i detyrave të identifikimit dhe rindërtimit për të rritur saktësinë e vlerësimit, duke përdorur një arkitekturë të ngjashme. Sistemi ka arritur të përballojë me sukses dataset-e të rralla, përmes një metode trajnimi të përmirësuar që adreson kufizimet e ndryshme.

Integrimi i modeleve fizike me teknikat e të mësuarit automatik në parashikimin e trafikut është një fushë që evoluon vazhdimisht, me qëllim zhvillimin e metodologjive më të sofistikuar për të përmirësuar saktësinë dhe aftësinë e përgjithësimin. Wang et al. (2023a) kanë prezantuar një model optimizimi me shumë detyra (MTO). Ky model përdor rrjete neurale të informuara nga ligjet e fizikës (PINN) për të orientuar trajnimin e rrjetit përmes zgjidhjes së detyrave ndihmëse, duke lejuar ndarjen e parametrave të rrjetit mes detyrave për të përmirësuar mësimin. Rrjeti neural në PINN përafron zgjidhjen e një PDE-je, duke përdorur modelin LWR të Greenshields si paraprirës, dhe kështu siguron parashikime të sakta të dendësisë së trafikut edhe në kushte të trajnimit me të dhëna të kufizuara.

Zhao and Yu (2022) kanë theksuar integrimin e teknikave të të mësuarit të thelluar me projektimin e vëzhguesve të bazuar në Ekuacionet Diferenciale Pjesore (PDE) për të vlerësuar gjendjet hapësinore dhe kohore të trafikut. Kjo metodë përdor PINN për të drejtuar

trajnimin e rrjetit, duke përdorur modelin e rendit të dytë ARZ si bazë fizike. Paradigma e Mësimin të Thelluar të Informuar nga Vëzhguesi (OIDL) e përmirëson këtë proces duke përdorur një vëzhgues PDE për të rregulluar daljet e rrjetit neural. Matja në kufi mundëson parashikime të sakta të gjendjes në kushtet e mungesës së të dhënave. Kjo qasje përmirëson qëndrueshmërinë dhe redukton ngarkesën llogaritëse duke përdorur ligjet fizike për të drejtuar mësimin e rrjetit.

Një model një-dimensional i lëvizjes-shpejtësisë për parashikimin e fluksit të trafikut është paraqitur nga Haddioui et al. (2024). Ky model është zgjidhur përmes metodës së kolokimit B-spline duke përdorur PINN të bazuar në modelin LWR dhe rrjete neurale. Rezultatet tregojnë se metodat klasike numerike, si kolokimi B-spline, janë më të sakta se PINN në modelimin e dinamikës së trafikut.

Për më tepër, Li et al. (2024) kanë prezantuar një rrjet të drejtuar nga parimet e fizikës për mësim në shumë burime (PG-MDAN), që përdor diagramin makroskopik themelor (MFD) për të lehtësuar transferimin e të mësuarit në zona të ndryshme trafiku. Duke transmetuar modele të fluksit të trafikut në kushte të mungesës së të dhënave dhe zhvendosjes së dataset-it, kjo metodë rrit saktësinë dhe qëndrueshmërinë e modelit. Ndërkohë, Wang et al. (2023a) kanë propozuar një qasje të mësimin automatik të informuar nga ligjet e fizikës për vlerësimin e gjendjes së trafikut (TSE), e cila integron regresionin multilinear dhe rrjetet neurale me diagramin themelor (FD) të fluksit të trafikut brenda një modeli nëpërmjet funksionit të humbjes. Për të reduktuar kompleksitetin llogaritës, kjo metodologji supozon homogjenitet të trafikut përgjatë lidhjeve dhe përdor të dhëna nga dronët për të gjeneruar validim. Proçesi i mësimin lehtësohet nga forma të ndryshme të FD-së, përfshirë atë trapezoidale, trekëndore dhe të Greenshields, të cilat nënvizojnë përdorimin e modeleve fizike për të përmirësuar dhe kufizuar saktësinë dhe qëndrueshmërinë e modelit.

Të mësuarit automatik të thelluar i informuar nga ligjet e fizikës (PIDL) integrohet gjithashtu me grafikët kompjuterik të llogaritjeve (Zhang et al., 2024b). Në situata me të dhëna të kufizuara, si p.sh. detektorë të vendosur në rrugë dhe automjete me pajisje gjurmimi, parametrat e diagramit themelor përcaktohen përmes një grafiku kompjuterik të llogaritjeve që kombinon modelet e bazuara në të dhëna dhe modele fizike për të gjeneruar vlerësime të sakta të gjendjes së trafikut. Ligjet fizike të modelit LWR përdoren për të rindërtuar me saktësi gjendjen e trafikut nga të dhëna të rralla, duke ilustruar kështu një lidhje midis skenarëve me të dhëna të pakta dhe përmirësimit të performancës së modelit.

Modelet Rrjete Neurale Rekurrenente mbi Grafe të Informuar nga Ligjet e Fizikës (PI-GRNN) të propozuara nga Deshpande and Park (2024a) dhe Deshpande and Park (2024b) kanë kombinuar rrjetet neurale grafike (GNN) me modelin LWR për të kapur fizikën e rrjedhës

së trafikut. Sipas Deshpande and Park (2024a), modeli përdor një metodë dinamike grafike brenda një Filtri Kalman për të përmirësuar saktësinë e parashikueses dhe për të menaxhuar pasigurinë epistemike duke ndryshuar parashikimet në bazë të korrelacioneve hapësë-kohë. Duke koduar ndërveprime komplekse ndërmjet nyjeve të trafikut, GNN lejon modelin të mësojë dhe të shpërndajë informacion në kohë reale. Kufizimet fizike të modelit LWR mundësojnë këtë proces përditësimi dinamik, duke siguruar që parashikimet të përputhen me sjelljen e trafikut. Ndërkohë, modeli i propozuar nga Deshpande and Park (2024a) kanë përdorur shpërndarje probabilitare multimodale për të identifikuar lidhje dinamike hapësirë-kohë në rrjetet e trafikut, duke marrë parasysh ndryshueshmërinë e kushteve të trafikut. Parimet shkencore të modelit LWR frymëzojnë rregullimet e informuara nga ligjet e fizikë të PI-GRNN, të cilat reduktojnë devijimin e modelit dhe rrisin saktësinë. Për të dhëna të rralla dhe jo të njëtrajtshme të trafikut, kjo metodë integron në mënyrë efektive mësimin automatik të bazuar në grafe me modelet fizike.

Për të plotësuar të dhënat e munguara në gjendjen e trafikut, modeli NMFD-GNN, i propozuar nga Xue et al. (2024), përdor një rrjet grafik neural (GNN) në kombinim me Diagramin Themelor Makroskopik të Rrjetit (NMFD). Kjo qasje siguron që të dhënat e plotësuara të jenë në përputhje me ligjet themelore të rrjedhës së trafikut, duke kombinuar teoritë në nivel rrjeti me metoda të bazuara në të dhëna.

Zhvillimet e fundit (Gebre and Hashemi-Beni, 2024; Syum Gebre et al., 2024) në sistemet e udhëzimit të trafikut tregojnë natyrën plotësuese të PINNs dhe modeleve NLP si GPT-4, të cilat bashkëpunojnë për të përmirësuar saktësinë e parashikimit dhe përvojën e përdoruesit. Duke përfshirë parimet fizike të rrjedhës së trafikut në kuadër të mësimi automatik, këto studime përdorin modelin LWR për të garantuar besueshmëri në skenarë me të dhëna të rralla. Gebre and Hashemi-Beni (2024) kanë prezantuar një vlerësues të gjendjes së trafikut që përdor rrjete neurale konvolucionale (CNN) për të parashikuar saktë dendësinë e trafikut në vende me të dhëna të pakta dhe përfshijnë modelin LWR brenda kornizës së rrjetit neural për të zbatuar kufizime fizike. Teknikat e GPT-4 integrojnë modelimin e avancuar të trafikut me ndërveprimin e përdoruesit për të ofruar përditësime dhe përgjigje të personalizuara në kohë reale. Kjo integrim minimizon nevojën për të dhëna në kohë reale në vende me pak sensorë apo ndërprerje të të dhënave, duke siguruar një shërbim të qëndrueshëm. Syum Gebre et al. (2024) e kanë përmirësuar këtë metodologji duke shtuar GPT-4 si ndërfaqe interaktive. Modeli PINN parashikon dendësinë e trafikut duke përdorur të dhëna të rralla dhe historike, ndërsa GPT-4 përkthen këto parashikime në njohuri të zbatueshme. Teknologjia kupton pyetjet e përdoruesve dhe ofron një përvojë të këndshme përveç përditësimeve të sakta

të trafikut. Kjo metodologji mbetet e besueshme edhe kur sensorët dështojnë ose lidhja ndërpritet.

Lu et al. (2023) kanë prezantuar një model të integruar për të vlerësuar njëkohësisht gjendjen e trafikut dhe shkallën e mbingarkesës (JSQE) në korridoret e autostradave duke përdorur burime të dhënash heterogjene. Zbatohen modele programimi jo-linear, të cilat integrojnë modelet e rrjedhës së trafikut dhe vëzhgimet nga terreni si në nivelin e korridorit ashtu edhe në segmentet lokale. Për të nxjerrë në mënyrë analitike variabla kritike të sistemit si vonesa, koha e udhëtimit dhe gjatësia e radhës së krijuar, metoda përdor një përfaqësim me “fluid queue” në nivelin e korridorit me norma mbërritjeje dhe nisjeje polinomiale. Variablat e rrjedhës së trafikut dhe ekuacionet diferenciale pjesore modelohen duke përdorur funksione shpërndarjeje të vazhdueshme në hapësirë-kohë, të cilat sigurojnë derivueshmërinë e variablave të gjendjes së trafikut. Një grafik llogaritës përdoret për të përfaqësuar modelin e programimit jo-linear në një strukturë të shtresuar. Modeli zgjidhet duke përdorur metoda përpara-prapa për të siguruar saktësi në kohë reale dhe zbatueshmëri përgjatë korridoreve të autostradave. Kjo qasje mundëson integrimin e lehtë të modeleve teorike me vëzhgimet praktike nga terreni, duke garantuar kështu koherencën dhe besueshmërinë e vlerësimeve të gjendjes së trafikut.

2.4.1 Rrjeti LSTM i informuar nga parimet e fizikës

Një lloj rrjeti neural që është shumë i përshtatshëm për parashikimin e gjendjes së trafikut, sepse mund të kapë varësitë kohore në rrjedhën e trafikut, janë modelet rekurente. Më konkretisht, në literaturë shumë punime përdorin rrjetet me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM) të kombinuara me parimet e rrjedhës së trafikut bazuar në ligjet e fizikës, për të rritur saktësinë dhe besueshmërinë e parashikimeve.

Si Das and Tanvir (2024) ashtu edhe Tischmann et al. (2024) kanë studiuar integrimin e modeleve të sjelljes së automjetit në rrugë të bazuara në ligjet e fizikës me rrjetet LSTM për të përmirësuar vlerësimin e gjendjes së trafikut, me një theks të veçantë tek kapja e ndërveprimeve të ndërlikuara midis automjeteve. Das and Tanvir (2024) ka zhvilluar një model LSTM, të informuar nga ligjet e fizikës dhe të projektuar posaçërisht për automjetet autonome (AV) në trafik të heterogjen. Ky model përfshin një funksion humbjeje me qëllime të shumëfishta që ndërthur parashikimin e trajektorive me reduktimin e emetimeve, duke përdorur Fuqinë Specifike të Automjetit (VSP) si një tregues të emetimeve. Në mënyrë të ngjashme, Tischmann et al. (2024) kanë integruar Modelin Inteligjent të Drejtimit (IDM) me LSTM. Rrjeti LSTM udhëhiqet gjatë trajnimit nga parashikimet e IDM-së, të bazuara në

një funksion humbjeje të informuar nga ligjet e fizikës, që vendos një bazë fizike për sjelljen e automjeteve në rrugë.

Në të njëjtën kohë, Fafoutellis and Vlahogianni (2025) dhe Pereira et al. (2022) kanë theksuar integrimin e teorisë së rrjedhës së trafikut — konkretisht diagramet themelore dhe Modelin e Reagimit të Trafikut (TRM) — brenda strukturave LSTM. Fafoutellis and Vlahogianni (2025) kanë përdorur një funksion humbjeje të informuar nga Teoria e Rrjedhës së Trafikut (TFTI), i cili siguron që parashikimet për rrjedhën dhe shpejtësinë e trafikut të përputhen me modelin bazë, ndërsa përdorin përzgjedhjen e veçorive bazuar në metodën e shkaktarësisë Granger për të rritur interpretueshmërinë dhe saktësinë. Ndërkohë, Pereira et al. (2022) kanë integruar TRM në një LSTM të informuar nga ligjet e fizikës, duke përfshirë dinamika makroskopike të rrjedhës së trafikut në modelin e tij për të prodhuar parashikime fizikisht koherente.

2.4.2 Mësimi i Përforcuar i informuar nga parimet e fizikës

Në studimet më të fundit, janë përdorur teknikat e Mësimi të Përforcuar (RL) të informuara nga ligjet e fizikës për të përmirësuar efikasitetin dhe saktësinë e mësimi automatik, veçanërisht në menaxhimin e trafikut. Duke integruar mësimin përforcues me njohuritë nga fusha fizike, këto modele synojnë të kapërcejnë kufizimet e modeleve tradicionale dhe të përshtaten më mirë me kompleksitetet e botës reale.

Han et al. (2022) kanë prezantuar një model mësimi përforcues të informuar nga ligjet e fizikës me fokus në strategjinë e rregullimit të hyrjeve në autostradë. Kjo strategji trajnon modelin e mësimi përforcues duke përdorur një kombinim të të dhënave historike dhe sintetike të rrjedhës së trafikut. Modeli i rrjedhës së trafikut bazohet në norma polinomiale hyrjeje dhe daljeje, dhe integron të dhëna reale brenda një kornize modeli të informuar nga ligjet e fizikës. Ky model nxjerr në mënyrë analitike variabla kyç të sistemit dhe ruan diferencueshmërinë e variablave të gjendjes së trafikut, duke mundësuar kështu përmirësimin e saktësisë së parashikimeve nëpërmjet vëzhgimeve në terren.

Sheng et al. (2024) kanë integruar një metodologji mësimi përforcues residual të bazuar në model dhe të informuar nga njohuritë ekspertësh, e cila integron njohuritë e ekspertëve në modelin e ambientit virtual. Dinamika themelore e trafikut përshkruhet nga modeli inteligjent i drejtuesit (IDM), ndërsa dinamika residuale kapen nga rrjetet neurale. Kjo metodologji hibride lejon modelin e mësimi përforcues të përshtatet me skenarë kompleksë që nuk janë idealizuar, duke ruajtur një kuptim bazë të teorisë së rrjedhës së trafikut. Ky integrim përmirëson efikasitetin dhe adaptueshmërinë duke gjeneruar simulime më preçize.

2.5 Përfundimet

Evolucioni i modeleve tradicionale si modeli METANET dhe i modeleve të mësimi automatik, si Proçeset Gausiane (GPs) dhe rrjetet me Memorie me Afat të Gjatë dhe të Shkurtër (LSTM), ka lejuar avancime të rëndësishme në fushën e modelimit të trafikut.

Gjatë viteve, modeli METANET ka kaluar nëpër shumë përmirësime me qëllim realizimin e vlerësimeve më të sakta të trafikut në autostradë. Disa nga qëllimet kryesore të këtyre zhvillimeve kanë qenë plotësimi i boshllëqeve të shkaktuara nga lloje të ndryshme automjesh, integrimi i faktorëve të infrastrukturës dhe mjedisit, si dhe përfshirja e teknologjive të reja si automjetet autonome. Një nga përmirësimet kryesore të METANET është shtimi i dinamikës së rrjedhës së trafikut me shumë klasa. Kjo ndihmon në sqarimin e sjelljes së llojeve të ndryshme të automjeteve, si makinat, kamionët dhe autobusët, që është thelbësore për modelim më të saktë, veçanërisht në trafikun e përzier ose me automjete të rënda.

Për më tepër, duke përfshirë variablat mjedisorë si kushtet atmosferike dhe ato të rrugës, modeli është përmirësuar duke marrë parasysh faktorë realë që ndikojnë në rrjedhën e trafikut. Po ashtu, është integruar bashkëpunimi midis automjeteve dhe infrastrukturës, që lejon menaxhim më të mirë të trafikut duke shfrytëzuar të dhëna nga automjetet e lidhura dhe sensorë të instaluar në infrastrukturë.

Rëndësia e kërkimeve mbi automjetet autonome është rritur dukshëm. Për shkak të sjelljes së tyre të veçantë në krahasim me makinat tradicionale, këto përfshirje të reja në modelin METANET përmirësojnë saktësinë e parashikimeve të trafikut dhe teknikat e menaxhimit. Në përgjithësi, modeli METANET mbetet një mjet i fuqishëm dhe fleksibël për vlerësimin dhe kontrollin e gjendjes së trafikut, ndërsa zhvillimet e vazhdueshme mundësojnë modelime gjithnjë e më të sakta dhe gjithëpërfshirëse të sistemeve të trafikut në autostradë. Sistemet e rampave me kontroll dhe ato të kufizimit variabël të shpejtësisë përfitojnë shumë nga këto avancime, duke sjellë rrjedhë më të mirë trafiku, siguri më të madhe dhe efikasitet më të lartë.

Nga ana tjetër, aftësia e Proçeseve Gausiane (GP) për të menaxhuar në mënyrë efikase të dhëna hapësinore dhe kohore, si dhe për të ofruar vlerësime të pasigurisë, e kanë bërë këtë metodë shumë premtuese në vlerësimin e gjendjes së trafikut. Shumë aplikacione trafiku, si parashikimi i gjatësi së rradhëve, trajektoret e automjeteve, konsumi i karburantit dhe kohët e udhëtimit, kanë përdorur GPs për shkak të fleksibilitetit të tyre në trajtimin e situatave komplekse dhe të dhënave në kohë reale.

Efikasiteti kompjuterik, shkallëzueshmëria dhe saktësia parashikuese e teknikave GP janë përmirësuar me zhvillime të ndryshme, duke përfshirë modele hierarkike, përpunim të dhënash me peshë, metoda lokalizimi dhe përzierje modeleve të GPs. Këto metoda

kapërcejnë sfidat kompjuterike që sjellin të dhënat me dimension të lartë, duke përmirësuar përdorimin praktik të GP-ve për parashikime trafiku në kohë reale, sidomos në zona me dendësi të lartë.

Për të avancuar më tej performancën e GP-ve, janë studiuar metoda hibride dhe të përbëra, ku GP kombinohen me modele të tjera të mësimit automatik si rrjetet konvolucionale (CNN) dhe LSTM-të. Kjo rrit saktësinë dhe rezistencën ndaj të dhënave me zhurmë.

Një nga përparësitë kryesore të GP-ve në parashikimin e trafikut është menaxhimi i pasigurisë dhe mungesave në të dhëna. Përmes përdorimit të modeleve GP me shumë dalje dhe modeleve hierarkike Bayesian, parashikimet mbeten të besueshme edhe në prani të të dhënave të pjesshme apo të paplota. Për këtë arsye, GP-të janë ideal për parashikimin e rrjedhës së trafikut në zona komplekse me sensorë të kufizuar ose me zhurmë.

Përfundimisht, aplikimi i Proçeseve Gausiane në vlerësimin e gjendjes së trafikut ka përmirësuar ndjeshëm shkallëzueshmërinë, saktësinë dhe përpunimin e të dhënave në kohë reale. Përmes zhvillimeve të vazhdueshme në metodat kompjuterike, modelet hibride dhe menaxhimin e pasigurisë, GP-të janë bërë një burim i fuqishëm për parashikime moderne të trafikut me perspektiva premtuese për kontroll dhe menaxhim më efikas.

Saktësia e parashikimeve të gjendjes së trafikut ka qenë gjithashtu temë kërkimi duke përdorur rrjetet LSTM, shpesh në kombinim me arkitektura dhe metoda të tjera. Një model i përdorur gjerësisht për kapjen e të dhënave hapësinore dhe kohore është CNN-LSTM, që kombinon rrjetet konvolucionale me LSTM-të, dhe ka aftësi të përshtatet me kushte të ndryshme trafiku për parashikime në kohë reale. Gjithashtu është zhvilluar ConvLSTM, që përmirëson saktësinë duke kombinuar proçese konvolucionale me modelim kohor dhe hapësinor.

Një qasje premtuese për kapjen e korrelacioneve të ndërlikuara hapësinore dhe kohore në të dhënat e trafikut është kombinimi i LSTM-ve me modele të bazuara në grafë, si Rrjetet me Mekanizëm Vëmendjeje në Graf (GAT) dhe Rrjetet Konvolucionale në Graf (GCN). Parashikimet përmirësohen më tej me mekanizma vëmendjeje dhe modele sekuencë-për-sekuencë. Për të përmirësuar performancën e modeleve LSTM përdoren metoda optimizimi si Analiza e Përbërësve Kryesorë (PCA) dhe Optimizimi me Grupimin e Pjesëve (PSO) për optimizim parametrash dhe reduktim të zhurmës në të dhëna.

Për menaxhimin e pasigurisë dhe kapjen e modeleve të ndërlikuara në të dhënat e trafikut, janë integruar me LSTM sisteme fuzzy, Rritje e performancës me gradiente dhe klasterizim K-means. Përmirësimi i cilësisë së të dhënave hyrëse bëhet me teknikën e dekompozimit variacional (VMD) dhe Transformimit valëzues, që rrisin saktësinë e parashikimeve të serive kohore.

Po ashtu, modelet LSTM kanë përmirësuar parashikimin e rrjedhës së trafikut dhe vlerësimin e rrezikut të aksidenteve duke integruar burime të reja të të dhënave si teknologjitë e automjeteve të lidhura dhe të dhënat GPS. Për të avancuar më tej këto modele dhe për të integruar të dhëna në kohë reale për menaxhim efikas të trafikut, kërkohet studim shtesë; megjithatë, modelet hibride bazuar në LSTM ofrojnë një qasje premtuese për parashikime të sakta dhe rezistente të gjendjes së trafikut.

Në fund, integrimi i dinamikave fizike të trafikut me qasjet moderne të bazuara në të dhëna ka potencialin të revolucionarizojë vlerësimet e gjendjes së trafikut, sipas përmbledhjes së fundit mbi modelet e mësimit automatik të udhëhequr nga ligjet e fizikës. Modele fizike të vazhdueshme si Lighthill-Whitham-Richards (LWR), Aw-Rascle-Zhang (ARZ) dhe Intelligent Driver Model (IDM) janë përdorur në shumicën e këtyre kontributeve si bazë të fortë për integrimin e kufizimeve fizike në kornizat e mësimit automatik, duke u mbështetur në teoritë e konsoliduara të rrjedhës së trafikut.

Qëllimi kryesor i kërkuesve ka qenë përmirësimi i saktësisë së parashikimeve, sidomos në kushtet e mungesës ose pamjaftueshmërisë së të dhënave, duke integruar këto modele fizike në proceset e mësimit. Për rezultate më të besueshme dhe të kuptueshme, këto metoda të kombinuara përdorin rregullim të modelit dhe funksione humbjeje nga fizika, duke rritur konsistencën e parashikimeve me ligjet fizike të trafikut.

Së fundi, modelet hibride që përfshijnë Proçeset Gausiane të rregulluar nga ligjet e fizikës dhe LSTM të informuara nga ligjet e fizikës janë ndër metodat më premtuese për gjenerimin e parashikimeve të gjendjes së trafikut me cilësi të lartë dhe me rezistencë ndaj zhurmës dhe të dhënave të kufizuara.

Kapitulli 3

Modelimi i Trafikut nëpërmjet Mësimimit Automatik të Bazuar në Parimet e Fizikës

Qëllimi i këtij kapitulli është të shqyrtojë ndërthurjen mes të mësuarit automatik dhe modelimit të drejtuar nga parimet e fizikës në kontekstin e modelimit të trafikut. Fillimisht, kapitulli përshkruan në mënyrë të detajuar modelin METANET me shumë klasa, me fokus te struktura dhe kufizimet që ai përfshin. Më pas, trajtohen Proceset Gausiane dhe mënyra se si ato integrojnë kufizime për të përmirësuar parashikimet. Seksioni pasues analizon rrjetet LSTM, duke u përqendruar te aftësia e tyre për të simuluar varësi kohore në të dhënat e trafikut dhe integrimin e tyre me informacionin në kohë reale. Në fund, prezantohen modeli i Procesit Gaussian i rregulluar nga parimet e fizikës dhe modeli LSTM i drejtuar nga parimet e fizikës, të cilët kombinojnë përparësitë e modeleve tradicionale të trafikut me teknikat e të mësuarit automatik, me qëllim përmirësimin e saktësisë dhe përshtatshmërisë së parashikimeve. Ky seksion thekson potencialin e këtyre modeleve të përbëra për të ofruar zgjidhje më të sakta dhe në kohë reale për kontrollin e trafikut, duke kapërcyer kufizimet e metodave aktuale në menaxhimin e skenarëve të ndërlikuar të trafikut.

3.1 Modeli METANET me shumë klasa

Nëseksioni në vijim jep një përmbledhje të modelit METANET me shumë klasa. Ky model përfaqëson një zgjerim të modelit METANET, i cili u prezantua fillimisht nga Papageorgiou et al. (1989), dhe që përshkruan në mënyrë të qartë dinamikën e klasave të ndryshme të mjeteve, si automjetet e pasagjerëve dhe ato të tonazhit të rëndë, përmes ekuacioneve dinamike të përshtatshme.

Modeli METANET me shumë klasa paraqitet në fillim të këtij seksioni, së bashku me ekuacionet thelbësore që e përbëjnë atë. Më tej jepet një përmbledhje e hapave të kalibritimit të modelit, që përfshin përshtatjen e parametrave të tij me ndihmën e të dhënave reale të trafikut, në mënyrë që të sigurohet funksionimi i tij për rrjete specifike autostradash. Ky model shërben si modeli fizik bazë për dy modelet e propozuara të të mësuarit automatik të drejtuar nga parimet e fizikës.

3.1.1 Përkufizimi i modelii METANET me shumë klasa

Në përputhje me modelin bazë METANET, edhe varianti METANET me shumë klasa përfshin ekuacione dinamike që përshkruajnë evolucionin e variablave makroskopikë të trafikut, të diskretizuar si në kohë ashtu edhe në hapësirë. Në këtë kontekst, indeksi k përdoret për të përfaqësuar një hap kohor të përgjithshëm brenda një horizonti kohor që përbëhet nga K hapa kohorë me gjatësi T . Po ashtu, indeksi m përfaqëson një segment të përgjithshëm të autostradës, ndërsa M tregon numrin total të segmenteve në të cilat është ndarë e gjithë gjatësia e autostradës.

Më tej, L_m dhe λ_m përfaqësojnë gjatësinë dhe numrin e korsive të segmentit m , përkatësisht.

Klasifikimi sipas kategorive të përdoruesve përcaktohet nga indeksi c , ku $c = 1$ i referohet automjeteve të pasagjerëve dhe $c = 2$ mjeteve të tonazhit të rëndë.

Në ekuacionet që vijnë, të cilat përfaqësojnë ekuacionet dinamike të modelit METANET me shumë klasa, variablat makroskopikë që karakterizojnë sjelljen e trafikut për secilën klasë përdoruesish janë: dendësia e trafikut $\rho_{m,c}(k)$ (automjete të klasës c për milje), dendësia totale $\rho_m(k)$ (njësi ekuivalente automjetesh për milje), dhe shpejtësia mesatare e trafikut $v_{m,c}(k)$ (milje në orë), të lidhura me segmentin m në hapin kohor k ; vëllimi i trafikut $q_{m,c}(k)$ (automjete të klasës c për orë) që dalin nga segmenti m gjatë intervalit kohor $[kT, (k+1)T)$; vëllimi i trafikut nga hyrja $r_{m,c}(k)$ (automjete të klasës c për orë) dhe ai nga dalja $s_{m,c}(k)$ (automjete të klasës c për orë) që hyjnë/dalin në segmentin m gjatë të njëjtit interval kohor.

Ekuacionet dinamike të modelit METANET me shumë klasa, për secilën klasë përdoruesish c , ku $c = 1, 2$, për secilin segment m , me $m = 1, \dots, M$, dhe për secilin hap kohor k , me $k = 0, \dots, K-1$, janë:

- Ekuacioni i gjendjes për dendësinë e trafikut

$$\rho_{m,c}(k+1) = \rho_{m,c}(k) + \frac{T}{L_m \lambda_m} \left[q_{m-1,c}(k) - q_{m,c}(k) + r_{m,c}(k) - s_{m,c}(k) \right] \quad (3.1)$$

- Ekuacioni i gjendjes për shpejtësinë mesatare

$$v_{m,c}(k+1) = v_{m,c}(k) + \frac{T}{\tau_c} \left[V_{m,c}(k) - v_{m,c}(k) \right] + \frac{T}{L_m} v_{m,c}(k) (v_{m-1,c}(k) - v_{m,c}(k)) - \frac{v_c T (\rho_{m+1}(k) - \rho_m(k))}{\tau_c L_m (\rho_m(k) + \chi_c)} - \delta_{on,c} T \frac{v_{m,c}(k) r_m(k)}{L_m [\rho_m(k) + \chi_c]} \quad (3.2)$$

ku $V_{m,c}(k)$ është lidhja e shpejtësisë me dendësinë në gjendje e qëndrueshme, e cila llogaritet si:

$$V_{m,c}(k) = v_c^{\text{free}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{\alpha_c} \left(\frac{\rho_m(k)}{\rho^{\text{cr}}} \right)^{\alpha_c} \right] \quad (3.3)$$

- Ekuacioni i gjendjes për rrjedhën e trafikut

$$q_{m,c}(k) = \rho_{m,c}(k) \cdot \lambda_m \cdot v_{m,c}(k) \quad (3.4)$$

Dendësia totale përfshin praninë e përbashkët të automjeteve të pasagjerëve dhe atyre të tonazhit të rëndë, të konsideruara si Njësi Ekuivalente Automjetesh (PCE), dhe mund të llogaritet si:

$$\rho_m(k) = \rho_{m,1}(k) + \varsigma \rho_{m,2}(k) \quad (3.5)$$

Parametrat e modelit që duhet të vlerësohen janë:

ς është faktori i konvertimit midis automjeteve të pasagjerëve dhe atyre të tonazhit të rëndë, i cili lejon që vëllimet totale të trafikut të përlllogariten në terma të Njësi Ekuivalente Automjetesh (PCE); ρ^{rmcr} (PCE për milje) është dendësia kritike; v_c^{free} (milje në orë) është shpejtësia në rrjedhën e lirë, e përcaktuar për secilën klasë automjetesh c ; τ_c , v_c , χ_c , $\delta_{on,c}$ janë parametra në ekuacionin e shpejtësisë mesatare 3.2; α_c është një parametër në funksionin $V_{m,c}(k)$.

3.1.2 Kalibrimi i METANET

Parametrat e modelit METANET me shumë klasa, të përmendur më parë, kërkojnë kalibrim me të dhëna reale trafiku. Bashkësia e parametrave të modelit që duhet të përcaktohen për secilin segment $m = 1, \dots, M$ do të shënohet si:

$$\mathbb{P}_m = \{ \tau_c, v_c, \chi_c, \delta_{on,c}, \varsigma, \alpha_c, \rho^{\text{cr}}, v_c^{\text{free}} \} \quad (3.6)$$

Një problem optimizimi, që përfshin variablat e vendimmarrjes dhe parametrat e modelit të mbledhur në $\mathbb{P}m$, po zgjidhet për të gjetur vlerat e tyre. Funkzioni objektiv është diferenca midis shpejtësisë reale të trafikut $v_{m,c}^{\text{real}}(k)$ dhe rrjedhave reale $q_{m,c}^{\text{real}}(k)$, dhe vlerave të llogaritura me anë të modelit të trafikut. Kufizimet e problemit janë dhënë nga ekuacionet (3.1)-(3.4). Gjithashtu, përdorim shënimin $\mathbb{I}$ për të përfaqësuar bashkësinë që përmban kushtet fillestare të variablave të gjendjes, të cilat janë $\rho_{m,c}(0)$, $v_{m,c}(0)$, për të gjitha c dhe m . Nga ana tjetër, $\mathbb{D}$ përfaqëson bashkësinë e inputeve të jashtme, që përfshin kushtet kufitare të gjendjeve të trafikut si dhe rrjedhat që hyjnë dhe dalin në rampat e autostradës. Për të gjitha c , $k = 1, \dots, \mathbb{D} = \{q_{0,c}(k), v_{0,c}(k), \rho_{M+1,c}(k), \text{for all } c \text{ dhe për secilin } c \text{ dhe } m \text{ ku } k = 1, \dots, K, \text{ dhe } r_{m,c}(k) \text{ dhe } s_{m,c}(k) \text{ janë përcaktuar.}$

Prandaj, problemi i optimizimit formulohet për të përcaktuar vlerat më të mira të parametrave të modelit në $\mathbb{P}m$, me peshat e gabimit ω_v dhe ω_q , si më poshtë:

Problem 1 *Duke marrë parasysh kushtet fillestare $\mathbb{I}$ dhe inputet e jashtme $\mathbb{D}$, gjejmë $\mathbb{P}_m$ që minimizon*

$$\begin{aligned} \mathcal{J} = \omega_v \sqrt{\frac{1}{K \cdot M} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=1}^M \left[v_{m,c}^{\text{real}}(k) - v_{m,c}(k) \right]^2} \\ + \omega_q \sqrt{\frac{1}{K \cdot M} \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{m=1}^M \left[q_{m,c}^{\text{real}}(k) - q_{m,c}(k) \right]^2} \quad (3.7) \end{aligned}$$

nën kushtet e (3.1)-(3.4)

Është e rëndësishme të theksohet se dinamika e sistemit, e cila është përfshirë në kufizimet e problemit, ka një natyrë shumë jo-lineare; prandaj, Problemi 1 është në thelb jo-linear dhe kërkon përdorimin e teknikave të specializuara për zgjidhjen e tij. Për të adresuar këtë çështje kalibrimi, është përdorur algoritmi Simulated Annealing, një metodë që nuk përdor gradient, e përdorur për optimizim global jo-linear, e cila ka qenë me sukses i aplikuar në problemet e kontrollit optimal jo-linear për rregullimin e trafikut në autostrada (Pasquale et al., 2016a, 2022). Ky algoritëm u prezantua fillimisht nga Metropolis et al. (1953) dhe më pas u zgjerua nga Kirkpatrick et al. (1983) dhe Ihor O. Bohachevsky and Stein (1986); versioni i përdorur këtu është ai i propozuar nga Anghinolfi et al. (2016), i cili paraqet një skemë alternative ftohjeje. Në këtë punim përfshihet një përmbledhje e shkurtër e algoritmit Simulated Annealing; për më shumë detaje, lexuesi inkurajohet të konsultojë Anghinolfi et al. (2016).

Duke nisur nga një zgjidhje fillestare e vlefshme e shënuar me s_0 , algoritmi Simulated Annealing kërkon në mënyrë iterative hapësirën e zgjidhjeve në mënyrë të rastësishme. Zgjidhja fillestare s_0 në këtë problem kalibrimi përcaktohet si një bashkësi vlerash fillestare për parametrat e modelit $\mathbb{P}_m$, të cilat i caktohen zgjidhjes aktuale s në iteracionin e parë të algoritmit.

Më pas, në çdo iteracion pasues të algoritmit, gjendet një zgjidhje potenciale s_t me vlera të llogaritura për parametrat e modelit. Kjo zgjidhje gjenerohet në mënyrë të rastësishme brenda një rrethi me rreze r rreth zgjidhjes aktuale s , i shënuar si $N(s)$. Zgjidhja alternative do të zëvendësojë atë aktualen, duke u bërë $s = s_t$, nëse përmirëson vlerën e funksionit të objektivit, pra nëse $\mathcal{J}(s_t) < \mathcal{J}(s)$, ku $\mathcal{J}(s_t)$ dhe $\mathcal{J}(s)$ përfaqësojnë funksionet e objektivit për zgjidhjen alternative dhe atë aktuale, përkatësisht.

Algoritmi Simulated Annealing pranon që një zgjidhje potenciale mund ta përkeqësojë zgjidhjen aktuale, në mënyrë që kërkimi i rastësishëm të mos bllokohet në një minimum lokal. Konkretisht, zgjidhja aktuale mund të zëvendësohet me një probabilitet të përcaktuar nga shprehja $\exp\left(\frac{\mathcal{J}(s) - \mathcal{J}(s_t)}{\Gamma_t}\right)$, ku parametri Γ_t , i njohur edhe si "temperatura", rregullohet në mënyrë iterative përmes një skeme të përshtatshme ftohjeje. Kjo bën që gjasat për të pranuar një zgjidhje përkeqësuese të zvogëlohen me kalimin e iteracioneve. Temperatura në iteracionin t përcaktohet sipas formulës $\Gamma_t = \left\lfloor \frac{\mathcal{J}(s)}{\log(P_t)} \right\rfloor \delta$, bazuar në versionin e propozuar nga Anghinolfi et al. (2016), ku δ është përqindja e përkeqësimit të lejuar për çdo iteracion dhe P_t është probabiliteti referues i pranimit të përkeqësimit, i cili përditësohet si $P_t = \alpha \cdot P_{t-1}$. Algoritmi ndalet ose kur arrihet numri maksimal i iteracioneve ($t = I^{\max}$), ose kur arrihet numri maksimal i iteracioneve rradhazi pa përmirësim ($t = I^{\text{ni}, \max}$).

3.2 Proçeset Gausiane

Ky seksion paraqet një përmbledhje të Proçeseve Gausiane, një metodë jo-parametrike Bayesiane për modelimin e të dhënave, e specializuar në ofrimin e parashikimeve të shoqëruara me pasiguri. Seksioni nis me përkufizimin e Proçeseve Gausiane dhe më pas trajton kernelët, të cilët përfaqësojnë lidhjet brenda të dhënave dhe janë thelbësorë për përshtatshmërinë e tyre. Më tej, diskutohet metodologjia e inferencës dhe parashikimit, me theks te mekanizmat përmes të cilëve Proçeset Gausiane llogarisin parashikimin mesatar dhe vlerësojnë pasigurinë. Analizohet gjithashtu përfshirja e rregullimit përmes kufizimeve të bazuara në parimet e fizikës, duke ndërtuar bazën për krijimin e modeleve Proçese Gausiane të rregulluara nga fizika, të cilat kombinojnë në mënyrë efektive të mësuarit e bazuar në të dhëna me njohuritë specifike të fushës.

3.2.1 Përkufizimi i Proçesit Gaussian

Një Proçes Gaussian (PG) është një kornizë e fuqishme jo-parametrike që përdoret për regresion dhe klasifikim, dhe gjen përdorim të gjerë në të mësuarin automatik dhe statistika (Rasmussen and Williams, 2006). Ai përshkruan një shpërndarje mbi funksione, duke mundësuar modelimin e modeleve të ndërlikuara të të dhënave pa pasur nevojë të supozohet një strukturë parametrike e saktë për funksionin themelor.

Në një Proçes Gaussian, çdo bashkësi e fundme pikash të të dhënave supozohet të ketë një shpërndarje të përbashkët multivariate Gausiane. Ky proçes përcaktohet tërësisht nga një funksion mesatar $\mu(x^*)$, që tregon vlerën e pritshme në çdo pikë, dhe një funksion kovariance (ose kernel) $\sigma(x^*)$, i cili përmbledh marrëdhëniet apo korrelacionet mes pikave. Këto dy komponentë i japin mundësi Proçesit Gaussian të përfshijë njohuri paraprake si vazhdimësia, periodiciteti ose tipare të tjera të funksionit që po modelohet.

Më poshtë jepet përkufizimi i Proçeseve Gausiane:

Duke supozuar se ekzistojnë N shembuj në bashkësinë trajnuese $\mathcal{S} = (X, Y)$, ku $X = [x_1, \dots, x_N]^T$ përfaqëson vektorin hyrës me përmasë s dhe $Y = [y_1, \dots, y_N]^T$ përfaqëson vektorin dalës me përmasë s' . Duke u nisur nga funksioni i dëndurisë së përbashkët të shpërndarjes Gausiane me mesatare $\mu(x^*)$, kovariancë $\sigma(x^*)$, variancën e zhurmës izotrope Gausiane në Y , σ_ϵ^2 , dhe matricën identitet I , shpërndarja parashikuese për të dhënat e panjohura x^* mund të përfitohet si:

$$p(f(x^*)|x^*, X, Y) = \mathcal{N}(\mu(x^*); \sigma(x^*)) \quad (3.8)$$

ku

$$\mu(x^*) = \Xi_*^T (\Xi + \sigma_\epsilon^2 I)^{-1} Y \quad (3.9)$$

$$\sigma(x^*) = \Xi(x^*, x^*) - \Xi_*^T (\Xi + \sigma_\epsilon^2 I)^{-1} \Xi_* \quad (3.10)$$

ku Ξ dhe Ξ_* janë matricat e kovariancës, pra matricat kernel, të përcaktuara si:

$$[\Xi]_{i,j} = \Xi(x_i, x_j) \quad \forall i, j = 1, \dots, N \quad (3.11)$$

$$[\Xi_*]_i = \Xi(x^*, x_i) \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (3.12)$$

3.2.2 Kernelat

Proçeset Gausiane ofrojnë kernelë të ndryshëm, secili prej të cilëve është projektuar për të kapur karakteristika të veçanta të të dhënave dhe për të përfaqësuar supozime para-

prake të ndryshme lidhur me sjelljen e funksionit. Kernel-i Periodik është i aftë të identifikojë modele ciklike në të dhëna, dhe përdoret shpesh në studime kohore ose sezonale. Për të dhënat që shfaqin trende lineare, Kernel-i Linear është zgjedhja e përshtatshme, ndërsa Kernel-i Racional Kuadratik ofron fleksibilitet duke funksionuar si një kombinim i shkallëzuar i kernelëve RBF, duke modeluar në mënyrë të suksesshme të dhëna me nivele të ndryshme vazhdimësie. Kernel-i Eksponencial, një rast i veçantë i kernel-it Matérn, shfaq një vazhdimësi më të ulët dhe mund të përballojë funksione me ndryshime të papritura. Kernel-i Arc Cosine, i ndikuar nga rrjetet nervore, përdoret për modelimin e të dhënave jo-lineare komplekse dhe lidhet me teknikat e të mësuarit të thellë.

Megjithatë, kernel-i më i përdorur në Proçeset Gausiane, dhe gjithashtu në modelin tonë, është Kernel Kuadratik Eksponencial (Squared Exponential Kernel), i njohur edhe si Funksioni Bazë Radial (Radial Basis Function - RBF), i cili përdoret gjerësisht për shkak të aftësisë së tij për të modeluar funksione të lëmuara dhe pafundësisht të diferencueshme, duke e bërë atë një zgjedhje të përshtatshme për shumë aplikime. Ai përcaktohet si:

$$\Xi_{RBF}(x, x^*) = \sigma_2^2 \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{\|x - x^*\|^2}{\eta^2}\right) \quad (3.13)$$

ku σ_2 është devijimi standard i sinjalit dhe η është shkalla e gjatësisë. Ky kernel është i favorshëm kur presim që inputet e ngjashme të japin rezultate të krahasueshme.

Një kernel tjetër i përdorur në modelin tonë, që është një version i përditësuar i kernel-it eksponencial kuadratik dhe përfshin ARD (Automatic Relevance Determination), quhet Kernel Eksponencial Kuadratik me Përcaktim Automatik të Rëndësisë (SE-ARD). Ky kernel përcaktohet si:

$$\Xi_{SE-ARD}(x, x^*) = \sigma_1^2 \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^s \left(\frac{(x_i - x_i^*)^2}{\eta_i^2}\right)\right) \quad (3.14)$$

ku σ_f përfaqëson devijimin standard të sinjalit, ndërsa η_i është shkalla e gjatësisë për dimensionin i .

Kernel-i SE-ARD përdoret në Proçeset Gausiane për të përballuar të dhëna me dimensione të larta, duke përshtatur parametrat e kernel-it për secilin dimension të hapësirës së hyrjes.

3.2.3 Proçedura e inferencës

Parametrat e kernel-it, $\Theta = \sigma_1^2, \sigma_2^2, \underline{\eta}, \sigma_\epsilon^2$, ku $\underline{\eta}$ është vektori i shkallëve të gjatësisë, përcaktohen përmes procedurës së inferencës së parametrave (Rasmussen and Williams, 2006). Në këtë procedurë, supozimet paraprake për vlerat e parametrave përfaqësohen nga një

shpërndarje normale multivariate me mesatare zero dhe matricë kovariance që varet nga variablat hyrëse X dhe parametrat Θ . Kjo shpërndarje paraprake pasqyron pasigurinë tonë përpara vëzhgimit të të dhënave.

Duke pasur shpërndarjen paraprake $P(\Theta)$, funksionin e mundësisë $P(Y|X, \Theta)$ që është probabiliteti i të dhënave të vëzhguara Y dhënë hyrjet X dhe parametrat Θ , si dhe probabilitetin marginal $P(Y|X)$ që normalizon këto probabilitete, shpërndarja pasardhëse $P(\Theta|Y, X)$ llogaritet sipas teoremës së Bayes-it si më poshtë:

$$P(\Theta|X, Y) = \frac{P(Y|X, \Theta)P(\Theta)}{P(Y|X)} \quad (3.15)$$

Duhet theksuar se probabiliteti marxhinal nuk varet nga parametrat Θ , prandaj shpërndarja pasardhëse mund të shkruhet si:

$$P(\Theta|X, Y) \propto P(Y|X, \Theta)P(\Theta) \quad (3.16)$$

Pra, për të arritur përshtatjen optimale midis modelit dhe të dhënave, funksioni i mundësisë duhet të maksimizohet, pasi ai mat shkallën në të cilën modeli GP përfaqëson në mënyrë të saktë të dhënat e matura. Maksimizimi i logaritmi i funksionit të mundësisë është shpesh më praktik se maksimizimi direkt i mundësisë, pasi ai konverton produktin e probabiliteteve në një shumë logaritmesh, duke thjeshtuar llogaritjet dhe duke përmirësuar stabilitetin numerik, siç tregohet në ekuacionin 3.17.

$$\log P(\Theta|X, Y) \propto \log P(Y|X, \Theta) + \log P(\Theta) \quad (3.17)$$

3.2.4 Proçedura e parashikimit

Procedura e parashikimit përdor parametrat e kernel-it të nxjerrë nga inferenca, Θ , për të bërë parashikime mbi vlerat e funksionit në pika të reja, të paobservuara më parë. Ajo përfshin përditësimin e besimit mbi funksionin $f(x)$ në bazë të të dhënave të vëzhguara Y .

Ashtu si në procedurën e inferencës, edhe në procedurën e parashikimit bëhet përditësimi i besimeve duke u mbështetur në të dhëna të observueshme, duke përdorur teoremën e Bayes-it. Megjithatë, ndryshe nga inferenca e parametrave, ku fokusi është përditësimi i shpërndarjes pasardhëse të parametrave të kernel-it Θ bazuar në të dhënat (X, Y) , në parashikim përdoren vlerat e nxjerra të Θ për të përditësuar shpërndarjen pasardhëse të vlerave të funksionit $f(x)$ në pika të reja, të panjohura X^* .

Parashikimet për një hyrje të re x bazohen në një grup të dhënash të vëzhguara (x_i, y_i) dhe (x_i^*, y_i^*) , ku x_i janë karakteristikat hyrëse dhe y_i^* janë vëzhgimet përkatëse. Teorema e Bayes-it mund të përdoret për të nxjerrë shpërndarjen pasardhëse të vlerës së funksionit në këtë hyrje të re si më poshtë: Shpërndarja parashikuese për një pikë të re përshkruhet nga një shpërndarje normale:

$$p(y^* | x^*, X, Y) = N(\mu(x^*), (\sigma)^2(x^*)). \quad (3.18)$$

X tregon matricën e të dhënave hyrëse trajnuese, ndërsa Y është vektori i vëzhgimeve përkatëse.

Shpërndarja parashikuese do të ketë një funksion mesatar, $\mu(x^*)$, i cili llogaritet si:

$$\mu(x^*) = \Xi(x^*, X)^T K^{-1} Y \quad (3.19)$$

ku $\Xi(x^*, X)$ është vektori i kovariancave midis hyrjes së re dhe të gjitha hyrjeve trajnuese, dhe K është matrica e kovariancës së të dhënave trajnuese.

Ndërsa funksioni i variancës, $\sigma^2(x^*)$, llogaritet si:

$$(\sigma)^2(x^*) = \Xi(x^*, x^*) - \Xi(x^*, X)^T K^{-1} \Xi(x^*, X) \quad (3.20)$$

ku $\Xi(x^*, x^*)$ është kovarianca midis hyrjes së re dhe vetvetes.

Parashikimi përfundimtar është një shpërndarje që mundëson parashikime probabilistike, duke ofruar si një vlerësim pikësor (mesatarja), ashtu edhe një masë të pasigurisë (varianca), e përshkruar si:

$$p(y^* | x^*, X, Y) \sim N(\mu(x^*), (\sigma)^2(x^*)). \quad (3.21)$$

3.2.5 Procesi i rregullimit

Rregullimi është një teknikë themelore në të mësuarin automatik që përdoret për të përmirësuar aftësinë e përgjithësimit dhe qëndrueshmërinë e vlerësimeve të parametrave të një modeli. Kjo arrihet duke integruar njohuri paraprake ose kufizime në procesin e të mësuarit, duke parandaluar mbimësimin (overfitting) dhe duke siguruar që modeli të funksionojë mirë edhe mbi të dhëna të paobservuara. Shpërndarjet paraprake në Proçeset Gausiane (PG) në vetvete përfshijnë një formë të rregullimit, pasi ato janë modele probabilistike jo-parametrike. Megjithatë, efikasiteti i tyre mund të rritet më tej përmes përfshirjes së rregullimeve të tjera eksplicite.

Në Proçeset Gausiane, rregullimi shpesh zbatohet mbi hiperparametrat e funksionit kernel, i cili përcakton strukturën e kovariancës së të dhënave. Hiperparametrat e kernel-it, përfshirë

shkallët e gjatësisë dhe variancën e sinjalit, janë thelbësorë sepse rregullojnë vazhdimësinë dhe ndryshueshmërinë e hapësirës së funksioneve. Një term penalizimi inkorporohet në logaritmin e funksionit të mundësisë marxhinale gjatë optimizimit, për të zbutur mbimësimin në prani të zhurmës ose të dhënave të rralla.

Teknika e rregullimit pasardhës (Ganchev et al., 2010) modifikon shpërndarjen logaritmike pasardhëse duke përfshirë një term rregullimi, $R(\Theta)$, të shkallëzuar nga një hiperparametër λ , duke dhënë shprehjen në vijim:

$$\log P(\Theta|X, Y) \propto \log P(Y|X, \Theta) + \log P(\Theta) + \lambda * R(\Theta) \quad (3.22)$$

Hiperparametri λ kontrollon kompromisin midis përshtatjes së modelit me të dhënat dhe forcimit të rregullimit.

Qëllimi i rregullimit pasardhës është të gjenden vlerat e Θ që maksimizojnë këtë log-mundësi pasardhëse të rregulluar. Kjo qasje dekurajon zgjedhjet e parametrave që janë shumë të mëdha ose të paarsyeshme në kontekstin e problemit, duke balancuar mundësinë që vjen nga të dhënat me informacionin paraprak të përfshirë në $R(\Theta)$.

Rregullimi në Proçeset Gausiane shërben për dy qëllime kryesore: përmirëson qëndrueshmërinë dhe interpretueshmërinë e parashikimeve të modelit, si dhe mundëson integrimin e njohurive të mëparshme nga fusha përkatëse.

3.3 Proçesi Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës

Modeli me shumë klasa i Proçesit Gaussian të rregulluar nga parimet e fizikës (PRGP) e zgjeron kornizën tradicionale të rregullimit, të përshkruar në Nënseksionin 3.2.5, duke përfshirë një term të bazuar në ekuacionet themelore fizike që rregullojnë sistemin. Kjo qasje jo vetëm që balancon mundësinë e të dhënave dhe informacionin paraprak, por gjithashtu integron njohuri fizike të fushës përkatëse në procesin e të mësuarit, duke siguruar që modeli i Proçesit Gaussian t'u përmbahet parimeve të njohura fizike.

Kjo arrihet duke përfshirë në funksionin objektiv një faktor rregullimi të bazuar në fizikë, $R_{physics}(\Theta)$. Ky term rrjedh nga ekuacionet që përshkruajnë sistemin fizik, si rregullat e ruajtjes apo ndërveprimet dinamike. Në modelimin e trafikut, ekuacionet e METANET-it me shumë klasa mund të përdoren për të ndërtuar $R_{physics}(\Theta)$ për secilën klasë $c = 1, 2$, si më poshtë:

$$g_{1,c} = \hat{\rho}_{m,c}(k+1) - \hat{\rho}_{m,c}(k) - \frac{T}{L_m \lambda_m} \left[\hat{q}_{m-1,c}(k) - \hat{q}_{m,c}(k) + r_{m,c}(k) - s_{m,c}(k) \right] \quad (3.23)$$

$$\begin{aligned} g_{2,c} = \hat{v}_{m,c}(k+1) - \hat{v}_{m,c}(k) - \frac{T}{\tau_c} \left[v_c^{\text{free}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{\alpha_c} \left(\frac{\hat{\rho}_{m,1}(k) + \varsigma \hat{\rho}_{m,2}(k)}{\rho^{\text{cr}}} \right)^{\alpha_c} \right] - \hat{v}_{m,c}(k) \right] \\ - \frac{T}{L_m} \hat{v}_{m,c}(k) (\hat{v}_{m-1,c}(k) - \hat{v}_{m,c}(k)) + \frac{v_c T (\hat{\rho}_{m+1,1}(k) + \varsigma \hat{\rho}_{m+1,2}(k) - \hat{\rho}_{m,1}(k) - \varsigma \hat{\rho}_{m,2}(k))}{\tau_c L_m (\hat{\rho}_{m,1}(k) + \varsigma \hat{\rho}_{m,2}(k) + \chi_c)} \\ + \delta_{on,c} T \frac{\hat{v}_m(k) r_m(k)}{L_m [\hat{\rho}_m + \chi_c]} \end{aligned} \quad (3.24)$$

$$g_{3,c} = \hat{q}_{m,c}(k) - \hat{\rho}_{m,c}(k) \cdot \lambda_m \cdot \hat{v}_{m,c}(k) \quad (3.25)$$

$\hat{\rho}_{m,c}$, $\hat{v}_{m,c}$ dhe $\hat{q}_{m,c}$ tregojnë vlerat e parashikuara për dendësinë, shpejtësinë dhe fluksin për secilën klasë automjetesh c .

Për të vlerësuar vlerat e këtyre ekuacioneve, nevojiten vlerat e parashikuara për dendësinë, shpejtësinë dhe fluksin për secilën klasë automjetesh, ndaj prezantohen m pseudo-vëzhgime (Z, ω) . Pseudo-vëzhgimet (Z, ω) kanë një strukturë të ngjashme me të dhënat hyrëse (X, Y) . Z përfaqëson të dhëna hapësinore-kohore, që tregojnë pozicionin dhe kohën. Duke qenë se ω nuk ka një interpretim fizik të thjeshtë, ajo përshkruhet si një vektor zerosh.

Pseudo-vëzhgimet gjenerohen në mënyra të ndryshme rastësore, por për të siguruar përputhshmëri me të dhënat aktuale, ato janë nxjerrë duke përdorur një metodologji klasifikimi (clustering). Metoda k-Means është përdorur për të ndarë të dhënat në klastera (Ikotun et al., 2023). Nga secili klaster është zgjedhur një vlerë përfaqësuese, duke mundur përzgjedhjen e mostrave që përfaqësojnë diversitetin në të dhënat reale. Kjo siguron që pseudo-vëzhgimet të pasqyrojnë saktë larmishmërinë e të dhënave ekzistuese dhe minimizon mundësinë e paragjykitimit në përzgjedhjen e tyre.

Pasi marrim pseudo-vëzhgimet, vlerat $\hat{\rho}_{m,c}$, $\hat{v}_{m,c}$ dhe $\hat{q}_{m,c}$ mund të vlerësohen duke përdorur Proçeset Gausiane. Më pas, vlerat g nxirren nga ekuacionet (3.23), (3.24) dhe (3.25) dhe përfshihen në rregullimin e Proçeseve Gausiane.

Duke marxhinalizuar probabilitetin bashkësor pasardhës të çdo variabli latent, mund të gjejmë logaritmin e funksionit të mundësisë marginale si më poshtë:

$$p(Y, \omega, g, \hat{f}, Z|X) = p(Y|X)p(\omega, g, \hat{f}, Z|X, Y) \quad (3.26)$$

Logaritmi i funksionit të mundësisë marginale përfshin një term pritjeje që e komplikon vlerësimin e tij. Një qasje është vlerësimi i kufirit të poshtëm të provës së tij, L , i cili shërben si një kufi i poshtëm për logaritmin e funksionit të mundësisë marxhinale. Funksioni përkatës objektiv përbëhet nga: logaritmi i funksionit të mundësisë marxhinale të Proçesit Gaussian, duke përdorur të dhënat hyrëse të vëzhguara, dhe termi shtesë i nxjerrë nga ekuacionet me shumë klasa të METANET-it, duke përdorur hyrjet pseudo.

E gjithë procedura, që përfshin inferencën dhe parashikimin me Proçesin Gaussian të rregulluar nga parimet e fizikes, paraqitet në Algoritmin 1.

Algoritmi 1: Algoritmi i inferencës së parametrave dhe parashikimit

```

Përcakto vlerat fillestare të parametrave të modelit  $\Theta = [\sigma_1, \sigma_2, \eta, \sigma_\epsilon^2]$ 
Ngarko të dhënat hyrëse  $(X, Y)$ 
while  $(L(hapi + 1) - L(hapi)) \neq 0$  për  $k$  iteracione ose  $hapi \leq \text{numri maksimal i}$ 
    iteracioneve do
        Merr mostrat pseudo-vëzhguese  $Z$ 
        Llogarit vlerat  $g$  nga ekuacionet (3.23), (3.24), (3.25) duke përdorur vlerat e
            vlerësuarat  $\hat{f}$  mbi  $Z$ 
        Llogarit vlerën e funksionit objektiv  $L$ 
        Gjej gradienët  $\nabla_\theta L$ 
        Përditëso vlerat e parametrave të modelit  $\theta^{(hapi+1)} = \theta^{hapi} + \nabla_\theta L$ 
    end
Bëj parashikimin duke përdorur parametrat e mësuar  $\Theta$ :
for çdo pikë testimi  $X_{test}$  do
    Llogarit mesataren pasardhëse  $\mu_{post}$  dhe variancën  $\sigma_{post}^2$  duke përdorur
        parametrat e kernel-it të mësuar
    Gjenero parashikimin  $\hat{Y} = \mu_{post}$ 
end
Jep në dalje parametrat e mësuar dhe parashikimet

```

3.4 Rrjetat LSTM

Ky nënsseksion paraqet një përmbledhje të Rrjeteve me Memorie Afatgjatë dhe Afatshkurtër (LSTM), një kategori e Rrjeteve Neurale të Përsëritura (RNN) të zhvilluara posaçërisht për të kapur në mënyrë efikase varësitë kohore në të dhënat me radhë. Pas një prezantimi të shkurtër mbi RNN-të, shpjegohen në detaje mekanizmat e portave (gating) të LSTM-ve, duke theksuar aftësinë e tyre për të zgjidhur sfida si problemi i zhdukjes së gradientit. Seksioni përfundon duke shqyrtuar variantet univariate dhe multivariate të LSTM-ve, duke krijuar

kështu një bazë për përdorimin e tyre në zhvillimin e modeleve të drejtuara nga parimet e fizikes, të cilat integrojnë njohuritë e fushës brenda kornizave të bazuara në të dhëna.

3.4.1 Rrjetat Neurale Rekurente

Rrjetat Neurale Rekurente (RNN), të paraqitura fillimisht nga Rumelhart et al. (1985), përbëjnë një kategori rrjetesh artificiale neurale të dizajnuara për përpunimin e të dhënave me radhë. Në kontrast me rrjetat neurale të zakonshme të drejtëpërdrejta (feedforward), RNN-të karakterizohen nga një arkitekturë ciklike që u mundëson ruajtjen e një gjendjeje të fshehtë, e cila përmbledh informacionin nga inputet e mëparshme. Kjo lidhje përsëritëse i lejon RNN-ve të shfaqin sjellje dinamike kohore, duke i bërë ato veçanërisht të përshtatshme për aplikime që lidhen me sekuencat, përfshirë parashikimin e seri kohore, përpunimin e gjuhës natyrore dhe njohjen e të folurit. Aftësia e tyre për të modeluar varësitë sekuenciale i ka bërë thelbësore në situata ku konteksti dhe renditja janë thelbësore.

Një RNN analizon në mënyrë matematike një sekuencë $X = (x_1, x_2, \dots, x_T)$ sipas relacionit përsëritës vijues:

$$h_t = f(h_{t-1}, x_t) \quad (3.27)$$

ku gjendja e fshehtë në kohën t përfaqësohet me h_t , inputi në kohën t është x_t , dhe f është një funksion aktivizimi jo linear, zakonisht funksioni sigmoid (σ) ose tangjenti hiperbolic ($\tanh$). Duke ruajtur inputet e mëparshme në gjendjen e fshehtë h_t , rrjeti është në gjendje të kushtëzojë daljen e tij mbi të gjithë historikun e sekuencës deri në kohën t . Ky proces është përbërësi sekret i suksesit të RNN-ve në modelimin e sekuencave.

Megjithëse RNN-të klasike kanë avantazhet e tyre, ato hasin vështirësi të mëdha për shkak të problemeve me zhdukjen dhe shpërthimin e gradientit (Bengio et al., 1994; Hochreiter, 1998). Duke qenë se gradientët e RNN-ve propagohen përmes shumë hapave kohorë gjatë procesit të kthimit prapa në kohë (BPTT), gjatë trajtimit ndodhin komplikacione të ndryshme. Gradientët që bëhen shumë të vegjël (zhduken) ose shumë të mëdhenj (shpërthejnë) mund të shkaktojnë mësim të dobët të varësive afatgjata ose paqëndrueshmëri numerike në rast të sekuencave të zgjatura. Variacionet e avancuara të RNN-ve, si Njësitë e Rrjetit Përsëritës të Mbyllura (GRU) dhe Rrjetet me Memorie afatgjatë dhe afatshkurtër (LSTM), janë zhvilluar për të adresuar këto kufizime dhe për të kapur në mënyrë më efektive varësitë afatshkurtra dhe afatgjata.

3.4.2 Rrjetat LSTM

Rrjetet me Memorie Afatgjatë dhe Afatshkurtër (LSTM), të paraqitura për herë të parë nga Hochreiter and Schmidhuber (1997), janë një lloj rrjeti neurale të përsëritura të dizajnuara posaçërisht për të mësuar dhe kapur në mënyrë efektive marrëdhëniet afatgjata në të dhënat me radhë. Në kontrast me RNN-të konvencionale, të cilat hasin vështirësi me zhdukjen dhe shpërthimin e gradientëve, LSTM-të kanë një arkitekturë dalluese që u mundëson ruajtjen dhe përhapjen e informacionit gjatë periudhave të gjata kohore. Kjo aftësi i ka bërë ato një komponent thelbësor në aplikacione si njohja e të folurit, përpunimi i gjuhës natyrore dhe parashikimi i seri kohore.

Inovacioni i LSTM-ve qëndron në qelizën e memories dhe mekanizmat e portave, të cilët sigurojnë një rregullim selektiv të rrjedhës së informacionit. Këto sisteme përcaktojnë se cilin informacion duhet të ruajnë, përditësojnë apo fshijnë në çdo hap kohor, duke garantuar ruajtjen e elementëve të rëndësishëm të sekuencës së të dhënave, ndërsa informacioni i vjetëruar ose i panevojshëm eliminohet. Elementët themelorë të arkitekturës së LSTM përfshijnë portën e harresës, portën e hyrjes, gjendjen kandidatë të qelizës, gjendjen e përditësuar të qelizës, portën e daljes dhe gjendjen e fshehtë. Operacionet matematike që rregullojnë këto komponentë përcaktohen si:

- Porta e harresës

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3.28)$$

Porta e harresës përcakton se cilët elementë të gjendjes së mëparshme të qelizës C_{t-1} duhet të eliminohen. Ajo vlerëson efektin e përbashkët të gjendjes së fshehtë të mëparshme h_{t-1} dhe inputit aktual x_t përmes një funksioni aktivizimi sigmoid, duke dhënë një vlerë që varion nga 0 (harresë totale) deri në 1 (ruajtje totale).

- Porta e hyrjes

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3.29)$$

Porta e hyrjes përcakton se cilat të dhëna do të shtohen në gjendjen e qelizës. Rëndësia e inputit të ri x_t dhe lidhja e tij me gjendjen e fshehtë të mëparshme h_{t-1} vlerësohen përmes funksionit të aktivizimit sigmoid.

- Gjendja kandidatë e qelizës

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (3.30)$$

Gjendja kandidate e qelizës prodhon përditësime të mundshme për gjendjen e qelizës duke përdorur funksionin tangent hiperbolic ($\tanh$). Ky funksion lidh inputin e përmblendhur dhe gjendjen e fshehtë të mëparshme me një spektër vlerash nga -1 deri në 1 , duke sugjeruar përmbajtje të re për qelizën e memories.

- Gjendja e qelizës

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (3.31)$$

Gjendja e qelizës C_t përditësohet duke integruar efektet e portës së harresës f_t , e cila rregullon ruajtjen e gjendjes së mëparshme të qelizës C_{t-1} , dhe portës së hyrjes i_t , e cila kontrollon përfshirjen e gjendjes kandidate të qelizës $\tilde{C}_t$. Ky mekanizëm i dyfishtë i mundëson LSTM-së të balancojë ruajtjen e memories afatgjatë me asimilimin e informacionit të ri.

- Porta e daljes

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3.32)$$

Porta e daljes përcakton pjesën e gjendjes së përditësuar të qelizës C_t që ndikon në gjendjen përfundimtare të fshehtë h_t . Kjo portë kontrollon daljen e qelizës së memories, duke e bërë atë të përshtatshme për përpunimin e mëtejshëm.

- Gjendja e fshehtë

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (3.33)$$

Gjendja e fshehtë h_t përfaqëson daljen e LSTM-së në hapin kohor t . Ajo përbën një version të përmirësuar të gjendjes së qelizës, duke kombinuar portën e daljes me gjendjen e qelizës të aktivizuar me funksionin $\tanh$, për t'u përdorur në llogaritjet pasuese.

Funksionet e LSTM-ve rregullohen nga matricat e peshave W_i , W_o , W_f , dhe W_C , së bashku me vektorët e prirjes b_f , b_i , b_C , dhe b_o . Matricat e peshave përcaktojnë kontributet e të dhënave hyrëse dhe gjendjes së fshehtë të mëparshme për portën e harresës, gjendjen kandidate të qelizës, portën e hyrjes dhe portën e daljes, përkatësisht. Këto parametra fitohen gjatë trajnimit, duke mundësuar rrjetit të përshtasë mekanizmat e portave për të përmirësuar performancën për detyrën specifike. Në mënyrë të ngjashme, vektorët e prirjes ofrojnë fleksibilitet shtesë, duke ndikuar në dinamikën e aktivizimit të portave dhe përditësimet e gjendjes së qelizës.

Arkitektura e LSTM-ve adreson kufizimet e RNN-ve klasike, duke i mundur modelit të ruajtje informacion thelbësor gjatë sekuencave të gjata. Mekanizmat e portave zgjidhin problemet me gradientët dhe mundësojnë një balancë të hollësishme midis mbajtjes së kontekstit të mëparshëm dhe përfshirjes së të dhënave të reja. Kjo i bën LSTM-të shumë rezistente për detyra komplekse sekuenciale që kërkojnë varësi afatgjata, duke i kthyer në një mjet të dobishëm për shumë aplikacione.

3.4.3 LSTM me një variabël dhe me shumë variabla

Rrjetet LSTM mund të kategorizohen në dy lloje: me një variabël dhe me shumë variabla, bazuar në mënyrën se si ato trajtojnë tiparet hyrëse. Dallimi kryesor midis këtyre qasjeve qëndron në aftësinë për të analizuar modelet kohore dhe ndërveprimet midis variablave.

Një rrjet LSTM me një variabël fokusohet vetëm në një tipar të vetëm, i cili studiohet në mënyrë të veçantë gjatë fazave të trajnimit dhe vlerësimit. Kjo metodë merr parasysh vetëm varësitë kohore të tiparit në fokus, duke injoruar ndikimet apo ndërveprimet e mundshme nga variablat e tjerë. Për shembull, kur parashikohet fluksi i trafikut në një moment të caktuar kohor, rrjeti LSTM me një variabël bazohet vetëm në vlerat historike të fluksit përpara atij momenti. Procesi i trajnimit dhe parashikimit nuk përfshin metrika të tjera të trafikut, si shpejtësia apo dendësia. Megjithatë kjo qasje e thjeshtë mund të sjellë efikasitet llogaritës dhe ndihmon në analizën e modeleve të veçanta kohore, ajo kufizon kapacitetin e modelit për të kuptuar ndërveprimet midis shumë tipareve, që janë shpesh thelbësore në sisteme komplekse si dinamikat e trafikut.

Në anën tjetër, rrjetet LSTM me shumë variabla përfshijnë disa karakteristika në analizë, duke shfrytëzuar ndërveprimet e tyre për të përmirësuar saktësinë e parashikimeve dhe për të kapur modelet më komplekse kohore. Në këtë qasje, modeli merr si hyrje jo vetëm gjendjet e mëparshme të tiparit në fokus, por edhe karakteristikat shtesë. Për shembull, kur parashikohet fluksi i trafikut, modeli mund të analizojë njëkohësisht vlerat historike të fluksit dhe shpejtësisë, duke përfshirë ndërveprimet e tyre, për të zbuluar modelet që përfshijnë disa variabla. Gjatë vlerësimit, parashikimet për fluksin dhe shpejtësinë mund të krijohen njëkohësisht, ku çdo tipar ndikohet nga vlerat e tij të mëparshme dhe nga ato të variablave të tjerë.

Qasja me shumë variabla ka një avantazh të konsiderueshëm në situata ku variablat janë të lidhura me njëra-tjetrën, si në sistemet e trafikut, ku shpejtësia, fluksi dhe dendësia shpesh shfaqin modele të lidhura. Duke kapur këto ndërveprime, rrjetet LSTM me shumë variabla mund të përmirësojnë performancën, duke ofruar një kuptim më të thellë të evoluimit të

përbashkët të tipareve në kohë dhe duke mundësuar një simulim më të plotë të dinamikave të sistemit.

3.5 Modeli LSTM me shumë klasa i informuar me parimet e fizikës

Koncepti i integritimit të kufizimeve bazuar në parimet fizike brenda mësimimit automatik zhvillohet më tej përmes modeleve të propozuara të LSTM-ve të informuara nga parimet fizike, të cilat janë dizajnuar posaçërisht për detyra me të dhëna sekuenciale. Ndryshe nga metoda paraprake, Procesi Gaussian i rregulluar nga parimet fizike, që përfshin ekuacionet fizike si një term rregullimi në modelin e mësimimit automatik, LSTM-ja e informuar nga parimet fizike përqendrohet në përdorimin e këtyre parimeve brenda strukturës kohore të rrjeteve nervore të përsëritura. Ky adaptim është veçanërisht i dobishëm për modelimin e trafikut, ku dinamikat e varura nga koha janë thelbësore.

Duke inkorporuar një term humbjeje të nxjerrë nga ekuacionet e METANET-it me shumë klasa, këto modele përmirësojnë modelin LSTM. Kjo përforsim lejon LSTM-në të mësojë modelet kohore nga të dhënat, duke u përmbajtur njëkohësisht parimeve fizike, duke garantuar kështu që parashikimet të jenë të besueshme fizikisht dhe në përputhje me të dhënat. Ky objektiv i dyfishtë jep një avantazh ndaj modeleve që janë vetëm të bazuara në të dhëna, pasi përmirëson interpretueshmërinë dhe qëndrueshmërinë e aftësisë së modelit për të kapur dinamikat komplekse të sistemeve të transportit.

Struktura e modelit të propozuar të LSTM-së me shumë klasa të informuar nga parimet fizike është paraqitur në Figurën 3.1.

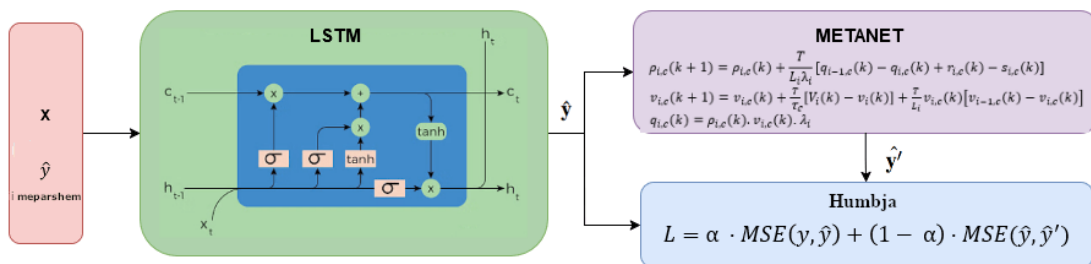


Figura 3.1 Struktura e modelit LSTM me shumë klasa të informuar nga parimet e fizikës

Të dhënat hyrëse përfaqësohen me $\mathbf{X}$. Në rastin e LSTM-së me një variabël, $\mathbf{X}$ përbëhet vetëm nga një nga sekuencat: fluksi apo shpejtësia, ndërsa në LSTM-në me shumë variabla, $\mathbf{X}$ përmban të dyja sekuencat e fluksit dhe shpejtësisë. Struktura e të dhënave në formë sekuenciale kodon automatikisht varësitë kohore. Le të jetë y variabli objektiv (fluksi ose shpejtësia), $\hat{y}$ parashikimet e modelit LSTM për fluksin dhe shpejtësinë, dhe $\hat{y}'$ vlerat e llogaritura nga ekuacionet e METANET-it (3.4) për fluksin dhe (3.2) për shpejtësinë, përkatësisht. Për të siguruar përputhshmërinë me parimet fizike, funksioni i humbjes $\mathcal{L}$ i modelit LSTM të drejtuar nga parimet e fizikes përcaktohet si një kombinim me pesha i dy termave: humbja tradicionale e Mesatares së Katrorit të Gabimit (MSE) dhe humbja e nxjerrë nga parimet e modelit METANET me shumë klasa.

$$\mathcal{L} = \alpha \cdot \text{MSE}(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}) + (1 - \alpha) \cdot \text{MSE}(\hat{\mathbf{y}}, \hat{\mathbf{y}}') \quad (3.34)$$

ku hiperparametri α është një element i intervalit $[0, 1]$, i cili përcakton balancën midis përshtatjes së të dhënave empirike dhe vendosjes së kufizimeve fizike. Termi i parë mat devijimin midis vlerave reale y dhe parashikimeve të LSTM-së $\hat{y}$ duke përdorur Mesataren e Katrorëve të Gabimit (MSE). Termi i dytë mat ndryshimin midis parashikimeve të LSTM-së $\hat{y}$ dhe vlerave të llogaritura nga METANET $\hat{y}'$, duke garantuar kështu përputhshmërinë me ekuacionet fizike të rrjedhës së trafikut.

Për të minimizuar funksionin e kombinuar të humbjes $\mathcal{L}$, parametrat e LSTM-së, të cilët përfshijnë matricat e peshave dhe vektorët e prirjes, optimizohen iterativisht gjatë fazës së trajnimit duke përdorur metoda optimizimi të bazuara në gradient, si Zbritja Stokastike e Gradientit (SGD) dhe optimizuesi Adam. Në kontrast, parametrat e modelit METANET kalibrohen paraprakisht me të dhëna reale trafiku (shih Seksionin 3.1.2), çka i mundëson modelit me parime fizike të përqendrohet vetëm në përshtatjen e parametrave të LSTM-së. Kjo strategji trajnimi tërësisht të ndarë siguron që ekuacionet METANET shërbejnë si një bazë e besueshme për rrënjësimin e humbjes së bazuar në fizikë, duke shkëputur kalibrimin e modelit METANET nga trajnimi i LSTM-së.

Duke zbatuar këtë funksion të përzier humbjeje, modelet e LSTM-së me shumë klasa të informuara nga parimet fizike mësojnë të përshtaten me të dhënat e trajnimit duke respektuar njëkohësisht parimet fizike të dinamikës së fluksit të trafikut. Ky integrim çon në parashikime më të besueshme dhe interpretueshme, veçanërisht në rastet kur disponueshmëria e të dhënave është e kufizuar ose vlefshmëria e modelit varet nga respektimi i parimeve fizike. Versionet me një variabël dhe me shumë variabla të këtij modeli vlerësojnë përkatësisht ndërveprimet kohore me një variabël dhe me shumë variabla, duke rezultuar në një qasje të gjithanshme dhe të qëndrueshme për parashikimin e gjendjes së trafikut.

3.6 Rasti i studimit

Ky seksion analizon rezultatet e arritura nga aplikimi i modeleve hibride me shumë klasa të trafikut për të vlerësuar gjendjen e trafikut në një studim rasti real. Më konkretisht, modeli i propozuar u testua duke përdorur një segment të autostradës I-8 Kumeyaay në Kaliforni, SHBA, si rast studimi, dhe të dhënat përkatëse të trafikut të disponueshme përmes Sistemit të Matjes së Performancës së Caltrans (PeMS) si të dhëna hyrëse.

Figura 3.2 paraqet segmentin e autostradës në gjatësi 12.89 [km] që është objekt i studimit. Gjithashtu, segmenti që analizuam përfshin 4-6 korsi dhe disa pika sensorësh nga të cilat mbledhen të dhëna çdo 5 minuta. Vendorsjet e sensorëve shfaqen në Fig.3.2, ku ngjyrat e ndryshme tregojnë mënyrën se si është përdorur secili sensor në këtë studim. Sensorët e kuq korrespondojnë me matjet e përdorura, sensorët e verdhë tregojnë pozicionet ku bëhen vlerësimet (kryesisht në sensorin S4 për pjesën më të madhe të studimit të përshkruar këtu), dhe sensorët jeshil/vjollcë përdoren për të llogaritur volumet e hyrjeve/daljeve në rampat anësore.

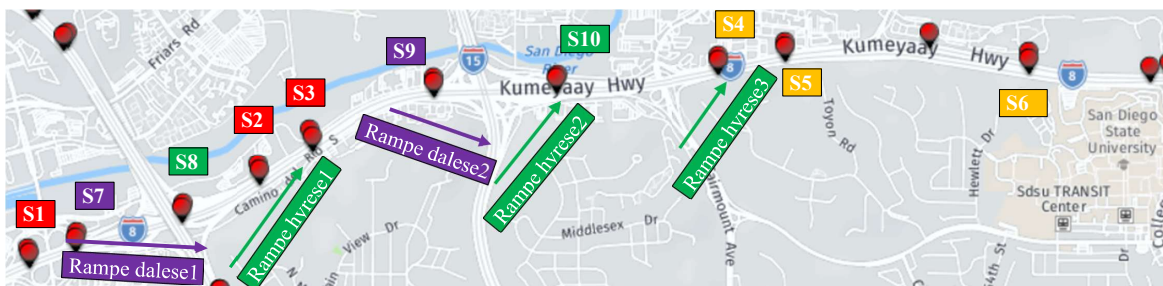


Figura 3.2 Segmenti i konsideruar i autostradës

Zbatimi i këtij studimi të rastit real ndahet në dy pjesë: eksperimentet e kryera mbi modelin me shumë klasa të Procesit Gaussian të rregulluar me parime fizike për të përcaktuar madhësinë minimale të nevojshme për të arritur një saktësi të mjaftueshme në vlerësimin e gjendjes së trafikut, dhe krahasimi i modelit të propozuar me shumë klasa të Procesit Gaussian të rregulluar me parime fizike dhe modelit me shumë klasa të LSTM të drejtuar nga parimet fizike (në rastin univariat dhe multivariat) me Proceset Gausiane të pastërta, modelin me shumë klasa METANET dhe modelin LSTM (në rastin univariat dhe multivariat). Ky seksion i referohet rezultateve të publikuara më parë në Binjaku et al. (2023), Binjaku et al. (2024) dhe së fundmi në Binjaku et al. (2025).

3.6.1 Analiza e madhësisë së setit të të dhënave

Të dhënat e konsideruara përfshijnë periudha prej 1, 3, 5, 7, 10 dhe 14 ditësh. Këto të dhëna përfshijnë datat 30/01/2023, 30/01/2023-01/02/2023, 30/01/2023-03/02/2023, 30/01/2023-05/02/2023, 30/01/2023-08/02/2023 dhe 30/01/2023-12/02/2023, përkatësisht. Seti i të dhënave përmban matje me indeks kohor në minuta, pozicionet e sensorëve, shpejtësitë dhe vlerat e rrjedhës (fluksit). Të gjitha datasetet përdorën të dhëna trafiku të mbledhura nga sensorët në pozicionet S1, S2 dhe S3 për trajnim të modelit me Proçesin Gaussian të rregulluar me parime fizike me më shumë klasa, ndërsa vlerësimi i gjendjes së trafikut u bazua në të dhënat nga pozicioni S4 (shiko Figurën 3.2 për vendndodhjet e sensorëve). U mor në konsideratë periudha kohore nga ora 07:00 deri në 19:00.

Modeli me Proçes Gaussian të rregulluar me parime fizike për më shumë klasa përfshin gjithashtu trafikun në rampat e autostradës. Sa i përket rampave dalëse (rampave të zbritjes), statistikave të rrjedhës së daljes vlerësohen duke përdorur sensorët S1-S7 për rampa të parë dalëse dhe S3-S9 për rampën e dytë dalëse. Të dhënat për rampat hyrëse (rampat e ngjitjes) vlerësohen duke përdorur sensorët S2-S8 për rampën e parë hyrëse, S9-S10 për rampën e dytë hyrëse dhe S10-S4 për rampën e tretë hyrëse. Për shkak të mungesës së të dhënave direkte nga sensorë në rampat hyrëse dhe dalëse në datasetin tonë, rrjedha e trafikut në këto vende llogaritet duke përdorur diferencën midis matjeve më të afërta të sensorëve mbi dhe poshtë rrugës kryesore. Kjo qasje bazohet në parimin se ndryshimi në rrjedhën e trafikut midis këtyre dy pikave pasqyron ndikimin kryesor të rampës në rrjedhën kryesore. Për të përmirësuar vlerësimin dhe për të eliminuar zhurmën që nuk lidhet me operacionet e rampave, përdoret metoda e zbutjes eksponenciale, e cila integron modelet e fundit dhe ato historike të trafikut në vendet përkatëse të rampave.

Figura 3.3 paraqet shpërndarjet e shpejtësisë dhe rrjedhës për dy klasat e automjeteve, të vëzhguara nga sensorët S1, S2 dhe S3 gjatë periudhës prej pesë ditësh. Të dhënat e trafikut tregojnë një shpërndarje të ngjashme përgjatë këtyre pesë ditëve, duke shfaqur rrjedhë të lartë trafiku nga ora 07:00 deri në 19:00, me orët e pikut midis orës 15:00 dhe 18:00, gjatë të cilave shënohet një ulje e dukshme e shpejtësisë.

Modeli i propozuar i Proçesit Gaussian të rregulluar me parime fizike për më shumë klasa u trajnuar me një shkallë mësimi prej 0.05, dhe parashikimet e rrjedhës dhe shpejtësisë për automjetet e lehta dhe ato të rënda gjatë periudhave 1, 5, 7, dhe 14 ditë trajnim janë paraqitur në Figurën 3.4, Figurën 3.5, Figurën 3.6, dhe Figurën 3.7, përkatësisht. Gabimet janë paraqitur në Figurën 3.8, ndërsa Gabimet Mesatare Absolute në Përqindje (MAPE) janë dhënë në Tabelat 3.1 dhe 3.2.

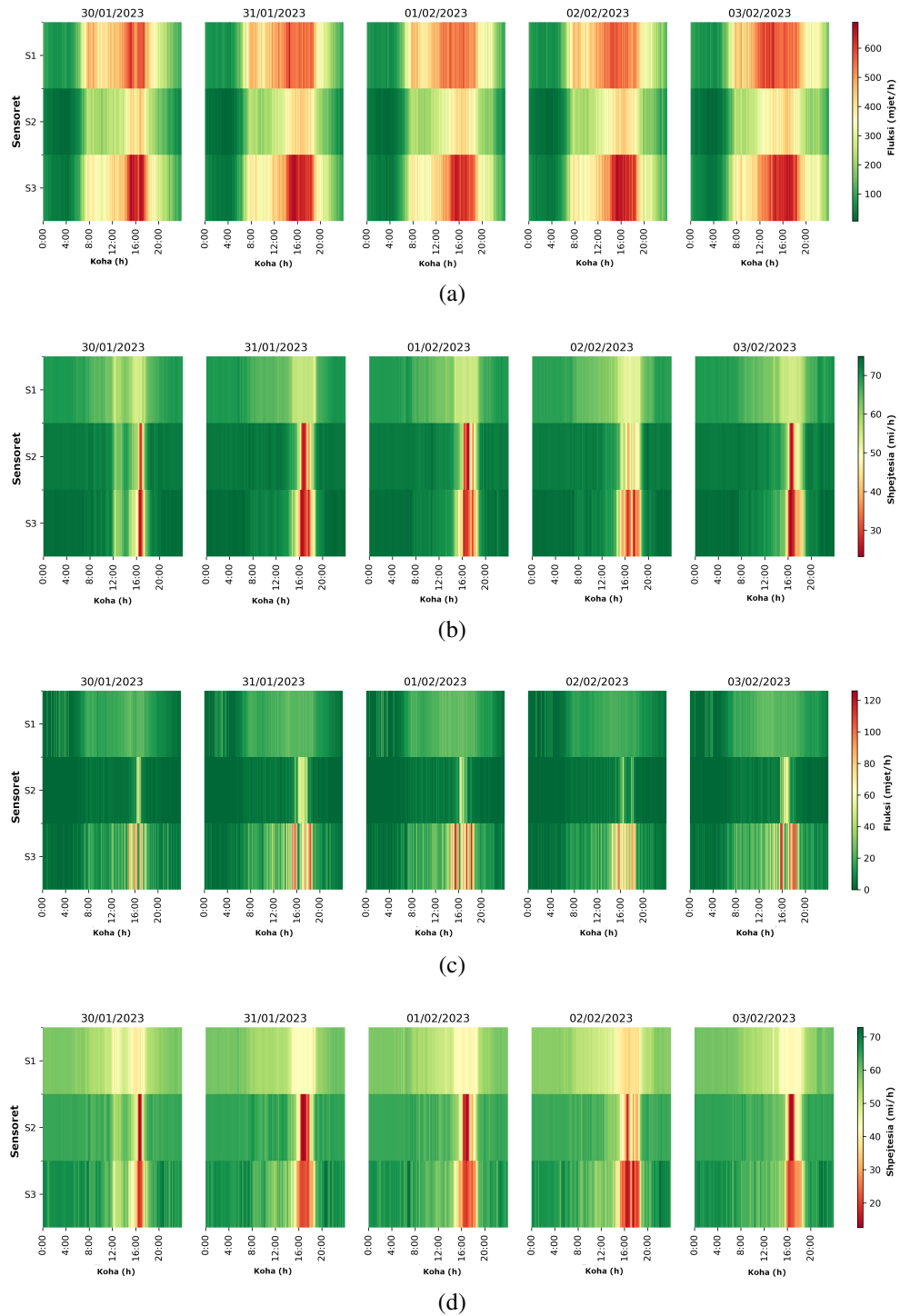


Figura 3.3 Fluksi i automjeteve të lehta (3.3a), shpejtësia e automjeteve të lehta (3.3b), fluksi i automjeteve të rënda (3.3c), dhe shpejtësia e automjeteve të rënda (3.3d) për të dhënat 5-ditore në vendndodhjet S1, S2 dhe S3.

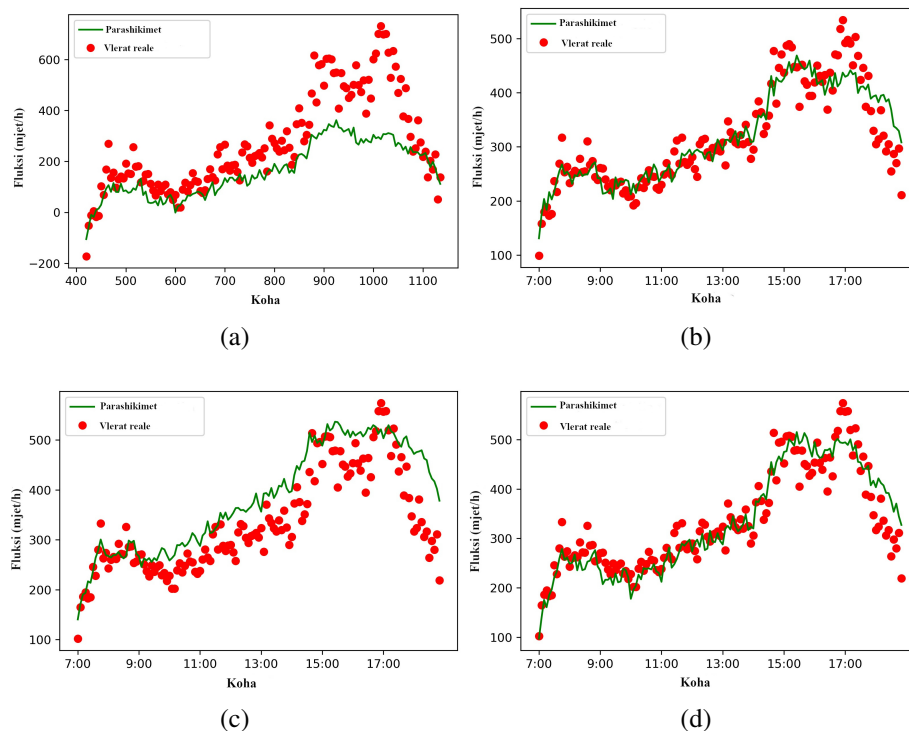


Figura 3.4 Krahassimi i tendencës së fluksit të automjeteve të lehtë në S4, e marrë me modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (vija jeshile), me të dhënat e vëzhguara (pikat e kuqe), për 1 ditë (3.4a), 5 ditë (3.4b), 7 ditë (3.4c), dhe 14 ditë të dhëna trajnimi (3.4d).

Në përgjithësi, shqyrtimi i gabimeve standarde të paraqitura në Fig.3.8 dhe Gabimet Mesatare Absolute në Përqindje (MAPE) të paraqitura në Tabelat 3.1 dhe 3.2 tregon se performanca e parashikimit zakonisht përmirësohet me rritjen e madhësisë së të dhënave, dhe modeli i Proçesit Gaussian të rregulluar me parime fizike për më shumë klasa demonstroi efikasitet më të lartë. Një vëzhgim tjetër është se parashikimet e gjeneruara nga modelet e trajnuara me të dhëna 7-ditore kanë një pasaktësi më të madhe krahasuar me ato të trajnuara me të dhëna 5-ditore. Besojmë se ky ndryshim vjen nga të dhënat e fundjavës, ku kërkesa për lëvizje ndryshon nga ditët e javës, duke ndikuar kështu në saktësinë e vlerësimeve të gjendjes së trafikut. Ky problem zgjidhet kur përdoren të dhëna 14-ditore për trajnim, duke sjellë rezultate optimale. Trajnimi me një grup të dhënash 14-ditore kërkon kohë të konsiderueshme llogaritëse. Nga ana tjetër, trajnimi me të dhëna 5-ditore jep performancë të krahasueshme, por me kohë shumë më të reduktuar llogaritëse. Prandaj, pjesa tjetër e këtij punimi përdor një grup të dhënash 5-ditore për trajnimin.

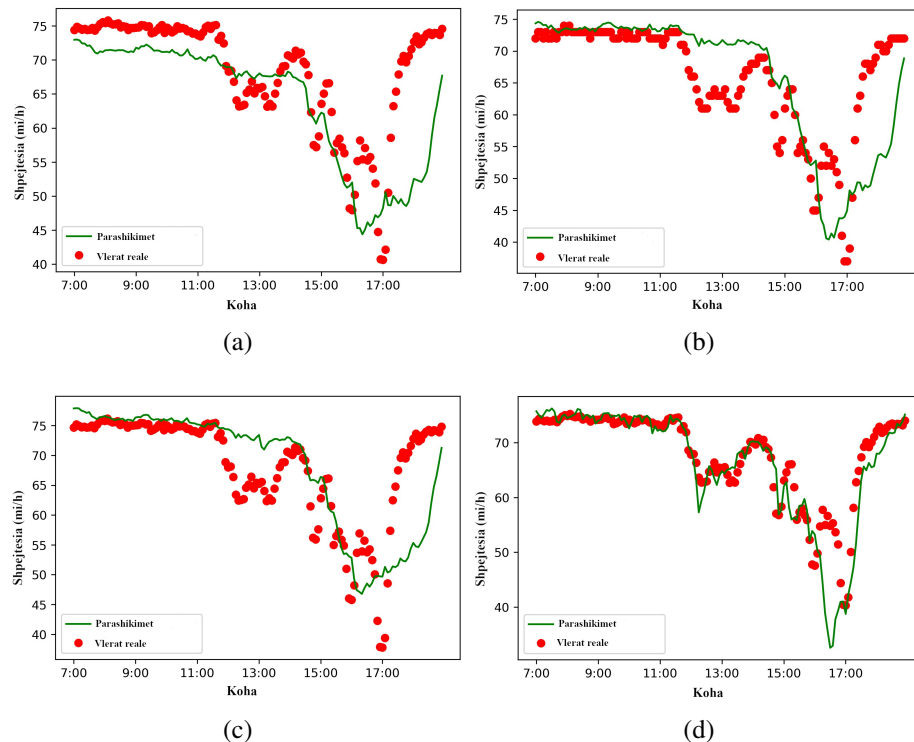


Figura 3.5 Krahasimi i tendencës së shpejtësisë të automjeteve të lehtë në S4, e marrë me modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (vija jeshile), me të dhënat e vëzhguara (pikat e kuqe), për 1 ditë (3.5a), për 5 ditë (3.5b), për 7 ditë (3.5c), dhe 14 ditë të dhëna trajnimi (3.5d).

Tabela 3.1 Gabimet Mesatare Absolute në Përqindje (MAPE) për parashikimin e fluksit dhe shpejtësisë së automjeteve të lehta me grupe të ndryshme të dhënash trajnuese

	Fluksi i trafikut	Shpejtësia mesatare
1 day	0.527	0.099
3 days	0.300	0.082
5 days	0.128	0.070
7 days	0.143	0.072
10 days	0.102	0.065
14 days	0.071	0.051

3.6.2 Krahasimi i modeleve të propozuara të drejtuara nga parimet e fizikës

Në këtë nënseksion bëhet krahasimi midis Modeli Gaussian me shumë klasa i rregulluar me parime fizike dhe modelit LSTM me shumë klasa i informuar nga parimet fizike, me modelet e tjera: modeli METANET me shumë klasa, Proçesi Gaussian i pastër dhe modeli LSTM i

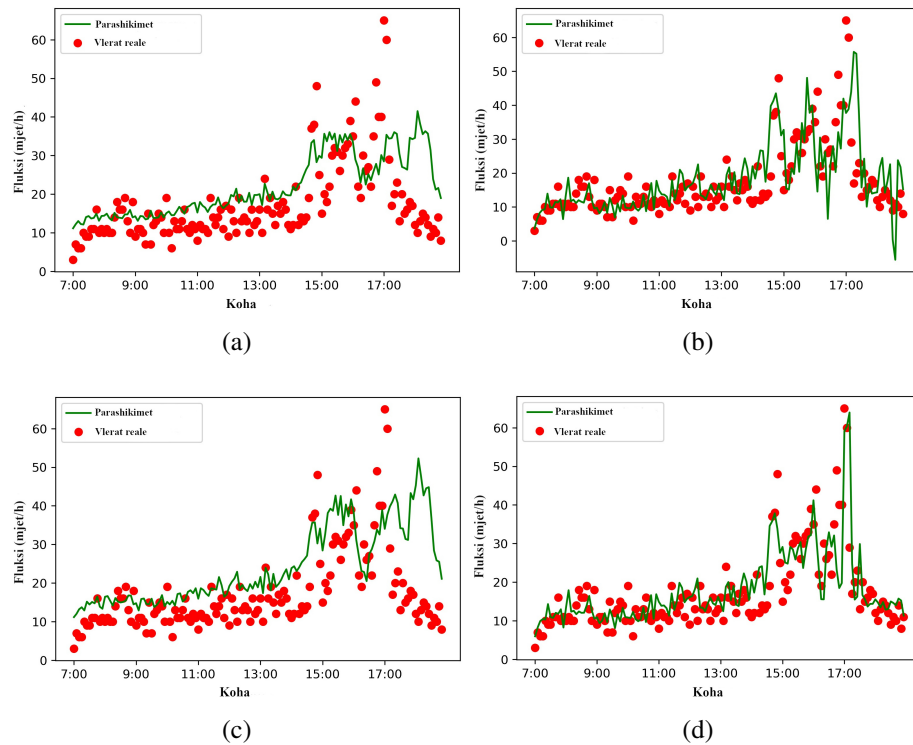


Figura 3.6 Krahasoni i tendencës së fluksit të automjeteve të rëndë në S4, e marrë me modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (vija jeshile), me të dhënat e vëzhguara (pikat e kuqe), për 1 ditë (3.6a), për 5 ditë (3.6b), për 5 ditë (3.6c), dhe 14 ditë të dhëna trajnimit (3.6d).

Tabela 3.2 Gabimet Mesatare Absolute në Përqindje (MAPE) për parashikimin e fluksit dhe shpejtësisë së automjeteve të rënda me grupe të ndryshme të dhënash trajnuese

	Fluksi i trafikut	Shpejtësia mesatare
1 day	0.352	0.127
3 days	0.337	0.121
5 days	0.278	0.110
7 days	0.304	0.118
10 days	0.252	0.104
14 days	0.181	0.058

pastër në të dy variantet: me një variabël dhe me shumë variaba. Është e rëndësishme të theksohet se si modelet e bazuara në parime fizike për më shumë klasa, ashtu edhe modelet e tjera të mësimit automatik përdorin për trajnim segmentin e autostradës që përfshin rampa hyrëse dhe dalëse, dhe janë në gjendje të parashikojnë vlerat e fluksit dhe shpejtësisë në çdo pikë tjetër të autostradës. Ndërkohë, modeli METANET me shumë klasa llogarit vlerat e

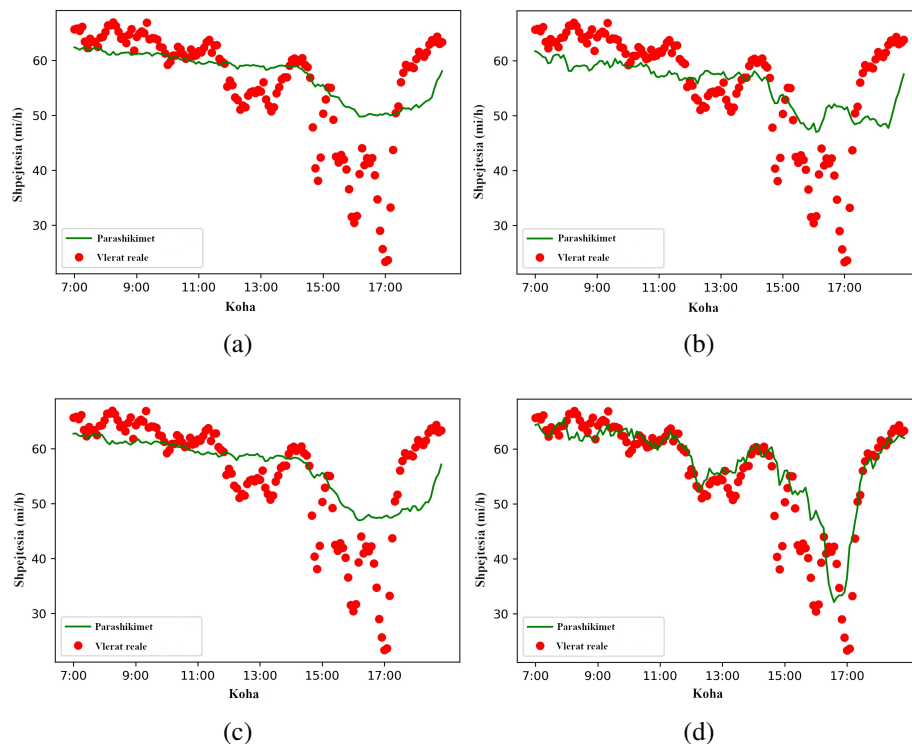


Figura 3.7 Krahاسimi i tendencës së fluksit të automjeteve të rëndë në S4, e marrë me modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (vija jeshile), me të dhënat e vëzhguara (pikat e kuqe), për 1 ditë (3.7a), për 5 ditë (3.7b), për 7 ditë (3.7c), dhe 14 ditë të dhëna trajnimi (3.7d)

fluksit dhe shpejtësisë vetëm në seksionin me rampë hyrëse dhe dalëse. Kjo është arsyeja pse kemi vendosur të përfshijmë dy kryqëzime: modelet e bazuara në parime fizike dhe modelet e pastra të mësimit automatik do të përdorin për trajnim kryqëzimin e parë, që përfshin rampa hyrëse dhe dalëse, ndërsa parashikimi do të bëhet në të njëjtën pikë me modelin METANET me shumë klasa, pas kryqëzimit të dytë, në sensorin S4. Të dhënat hyrëse për modelet e bazuara në parime fizike me shumë klasa merren nga detektorët e përshkruar në Seksionin 3.6.1. Të njëjtat sensorë përdoren edhe për sigurimin e të dhënave hyrëse për modelet e pastra të mësimit automatik.

Modeli METANET me shumë klasa kalibrohet duke përdorur të dhënat e plota nga të gjithë sensorët. Segmenti prej 12.89 km është ndarë në 12 seksione, dhe të njëjtët parametra kalibrimi janë zbatuar për secilin seksion.

Për modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar me parime fizike, të dhënat hyrëse X përfshijnë veçori si koha dhe vendndodhja, ndërsa variablat dalëse y përfaqësojnë parashikimin e fluksit ose shpejtësisë mesatare për kategori specifike automjete. Ky

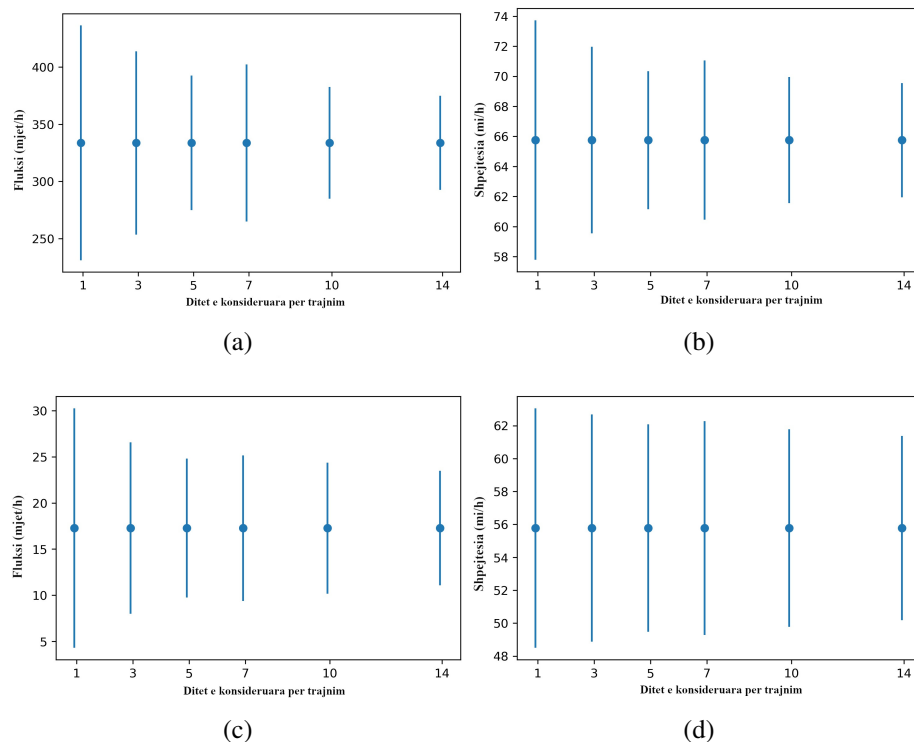


Figura 3.8 Gabimet standarte për fluksin dhe shpejtësinë e parashikuar për automjetet e lehta (3.8a dhe 3.8b), dhe automjetet e rënda (3.8c dhe 3.8d).

model u konfigurua me 2 fillime të rastësishme (restarts) dhe u optimizua duke përdorur optimizuesin 'L-BFGS-B', për të siguruar përshtatje efikase të parametrave gjatë 100 cikleve të trajnimit.

Modeli LSTM me shumë klasa dhe një variabël i udhëhequr nga parimet fizike është implementuar me tre shtresa LSTM të njëpasnjëshme, secila me 50 njësi, dhe secila e ndjekur nga një shtresë Dropout me normë 0.2 për të zbutur mbimësimin (overfitting). Rrjeti është projektuar për të përpunuar sekuenca të të dhënave historike të trafikut, ku hyrja u përkufizua si X , dhe çdo sekuençë hyrëse kap varësitë kohore për fluksin ose shpejtësinë. Shtresa dalëse përmban një njësi të vetme të plotë (dense) për të gjeneruar vlerat e parashikuara të fluksit ose shpejtësisë. Për mësimin në bazë gradienti u përdor optimizuesi Adam.

Modeli LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i udhëhequr nga parime fizike e përmirëson modelin univariat duke përfshirë si fluksin ashtu edhe shpejtësinë si variabla hyrëse, dhe njëkohësisht parashikon vlerat e ardhshme për fluksin dhe shpejtësinë si dalje. Hyrja përbëhet nga të dhëna kohore për fluksin dhe shpejtësinë, ndërsa dalja përfaqëson vlerat e pritura për fluksin dhe shpejtësinë për çdo interval kohor. Kjo strukturë i mundëson

modelit të kapë ndërveprimet midis fluksit dhe shpejtësisë. Të dy modelet u trajnuan dhe vlerësuan për 100 cikle trajnimi.

Figurat 3.9, 3.10 dhe Figurat 3.13, 3.14 paraqesin parashikimet e fluksit dhe shpejtësisë për automjetet e pasagjerëve dhe automjetet e rënda, duke përdorur modelin e thjeshtë të Procesit Gaussian (GP), modelin METANET me shumë klasa, modelin e propozuar të Procesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar me parime fizike, modelin LSTM me një variabël, modelin e propozuar LSTM me shumë klasa dhe një variabël të drejtuar nga parimet fizike, modelin LSTM me shumë variabla dhe modelin e propozuar LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla të drejtuar nga parimet fizike.

Ndërsa, Figurat 3.11, 3.12 dhe Figurat 3.15, 3.16 paraqesin hartat termike të diferencave absolute mes vlerave të parashikuara dhe atyre reale, për fluksin dhe shpejtësinë, për automjetet e pasagjerëve dhe automjetet e rënda, përkatësisht.

Koha e trajnimit për modelet me shumë klasa të bazuara në parimet fizike, si dhe për modelet e tjera të bazuara vetëm në të dhëna (modeli i Procesit Gaussian, modelet LSTM me një variabël dhe me shumë variabla), dhe koha e kalibrimit për modelin METANET me shumë klasa, paraqiten në Tabelën 3.3. Ndërsa, koha e ekzekutimit për marrjen e parashikimeve për secilin model paraqitet në Tabelën 3.4. Kompjuteri i përdorur për trajnim, kalibrim dhe testim të modeleve për 100 iteracione ishte i pajisur me 16 GB RAM, CPU 2GHz me 4 bërthama.

Tabela 3.3 Koha e kalibrimit dhe trajnimit

Modeli	Koha e kalibrimit dhe trajnimit (sek)
Modeli i Procesit Gaussian	31
Modeli METANET me shumë klasa	111
Modeli i Procesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës	18.200
Modeli LSTM me një variabël	831
Modeli LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës	2109
Modeli LSTM me shumë variabla	1256
Modeli LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës	1722

Në Tabelat 3.5 dhe 3.6 janë paraqitur vlerat e Gabimit Mesatar Absolut në Përqindje (MAPE) për të gjitha modelet e shqyrtuara.

Siç tregohet në Figurën 3.14 dhe Tabelën 3.6, modeli METANET me shumë klasa performon më mirë sesa modeli i Procesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet

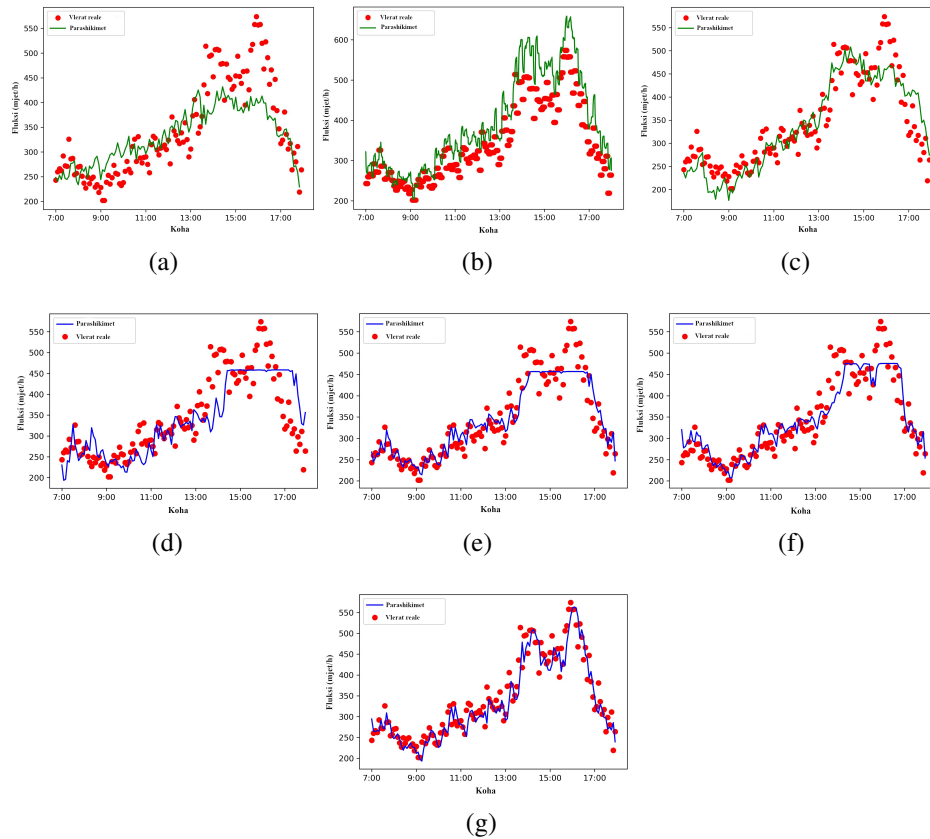


Figura 3.9 Parashikimet e fluksit për automjetet e lehta në S4 me modelin e Proçesit Gaussian (3.9a), modelin METANET me shumë klasa (3.9b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.9c), modelin LSTM me një variabël (3.9d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.9e), modelin LSTM me shumë variabla (3.9f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.9g).

e fizikës në parashikimin e shpejtësisë së automjeteve të rënda. Ne mendojmë se kjo është për shkak të numrit relativisht më të vogël të automjeteve të rënda në setin e të dhënave që u përdor për modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës. Si rrjedhojë, sasia e vogël e të dhënave për këtë kategori automjetesh mund të bëjë që zgjidhjet e bazuara në të dhëna të jenë më pak të sakta.

Për ta adresuar këtë, ne krahasuam dy qasjet duke përdorur një set më të madh të dhënash që përfshinte të dhëna nga sensorë për 14 ditë. Rezultatet paraqiten në Figurën 3.17. Gabimi MAPE për parashikimet e shpejtësisë së automjeteve të rënda me modelin METANET me shumë klasa është 0.065, ndërsa modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës arrin një gabim më të ulët MAPE prej 0.058. Me setet më të mëdha të

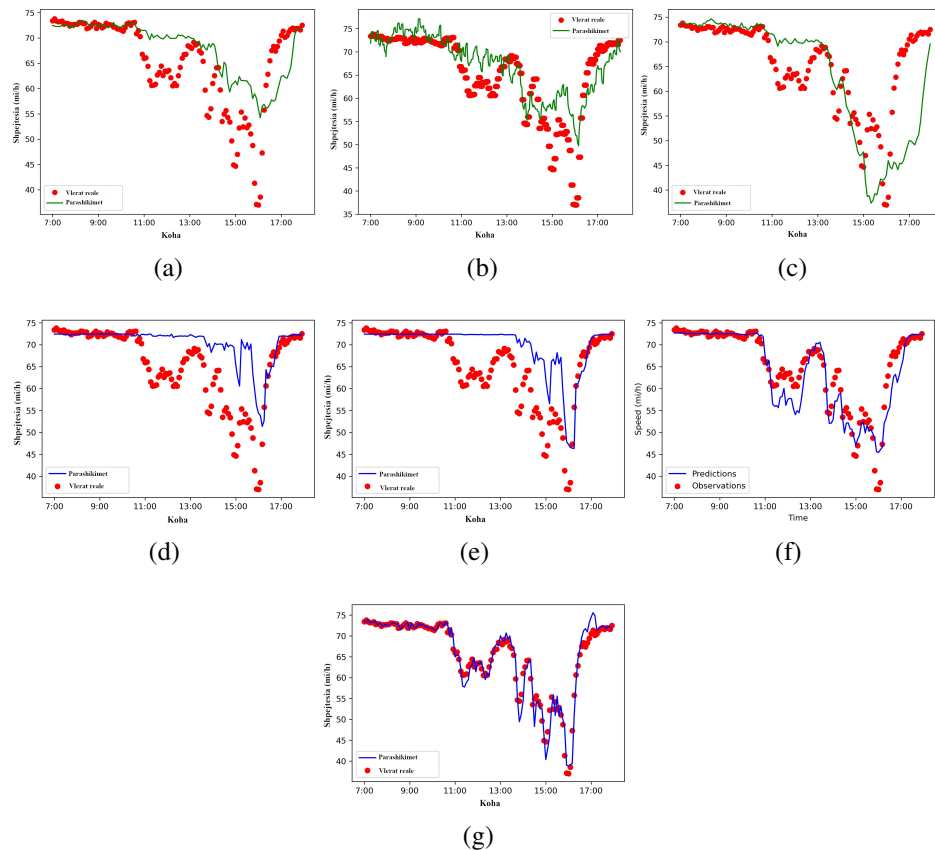


Figura 3.10 Parashikimet e shpejtësisë për automjetet e lehta në S4 me modelin e Proçesit Gaussian (3.10a), modelin METANET me shumë klasa (3.10b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.10c), modelin LSTM me një variabël (3.10d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.10e), modelin LSTM me shumë variabla (3.10f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.10g).

dhënash, modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës duket se performon më mirë sesa modeli METANET me shumë klasa. Megjithatë, siç shpjegohet në Seksionin 3.6.1, ne zgjodhëm një set të dhënash prej 5 ditësh për secilin sensor për të gjetur një ekuilibër midis efikasitetit të llogaritjes dhe saktësisë në infrastrukturën tonë.

Përveç këtij rasti të përmendur më sipër, bazuar në analizën e rezultateve të paraqitura dhe matjet e gabimeve, është e qartë se modelet e udhëzuara nga parimet e fizikës performojnë në mënyrë të vazhdueshme më mirë se modelet e tyre pa këtë komponent fizik, duke dëshmuar aftësinë e tyre për të kapur më mirë dinamikën themelore të evolucionit të gjendjes së trafikut.

Gjithashtu, nga krahasimi midis modelit LSTM me shumë klasa dhe një variabël të udhëzuar nga parimet e fizikës dhe modelit të thjeshtë LSTM me shumë variabla, vërehet

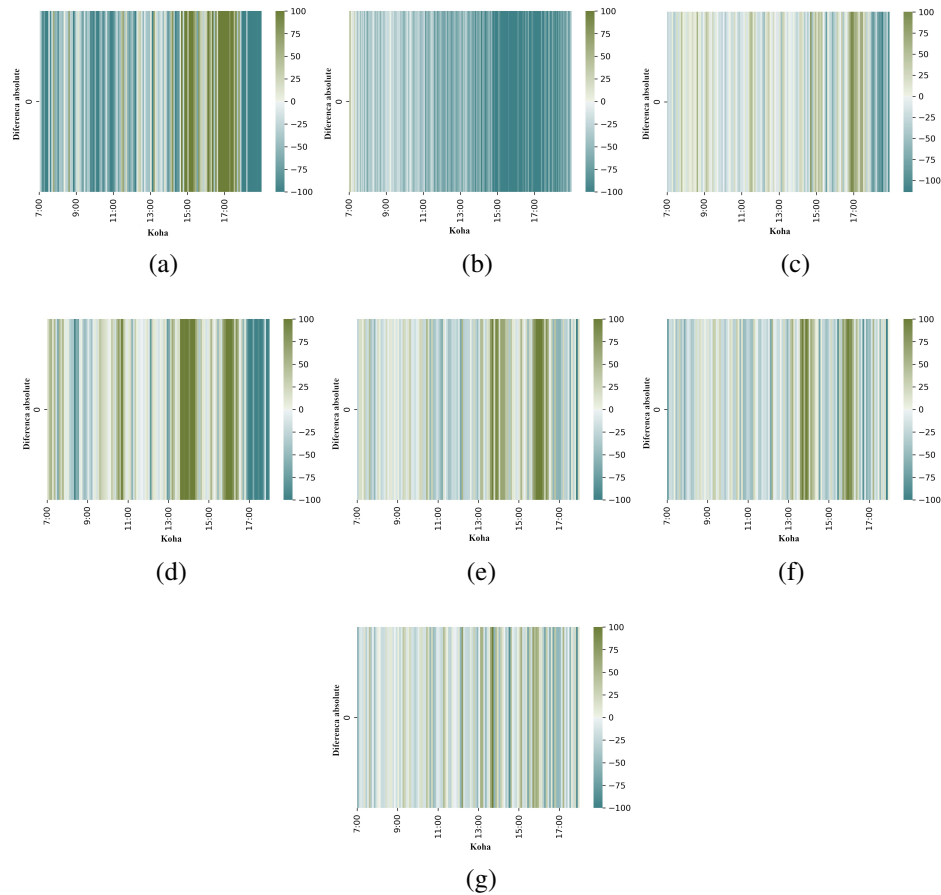


Figura 3.11 Diferenca absolute midis vlerave të parashikuara dhe atyre reale për fluksin në S4, për automjetet e lehta, duke përdorur modelin e Proçesit Gaussian (3.11a), modelin METANET me shumë klasa (3.11b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.11c), modelin LSTM me një variabël (3.11d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.11e), modelin LSTM me shumë variabla (3.11f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.11g).

se performanca e tyre është e krahasueshme, por i pari shquhet në kapjen e dinamikave të përgjithshme të trafikut, ndërsa i dyti tregon performancë më të mirë në parashikimin e vlerave ekstreme gjatë orëve të ngarkuara të trafikut.

Veçanërisht interesant është performanca e modelit LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla të udhëzuar nga parimet e fizikës, i cili rezulton të jetë parashikuesi më i saktë. Ky model kap në mënyrë të shkëlqyer dinamikat komplekse të evolucionit të gjendjes së trafikut dhe performon në mënyrë të spikatur në parashikimin e vlerave maksimale për fluksin dhe shpejtësinë, duke theksuar efektivitetin e tij në skenarët reale të parashikimit të trafikut.

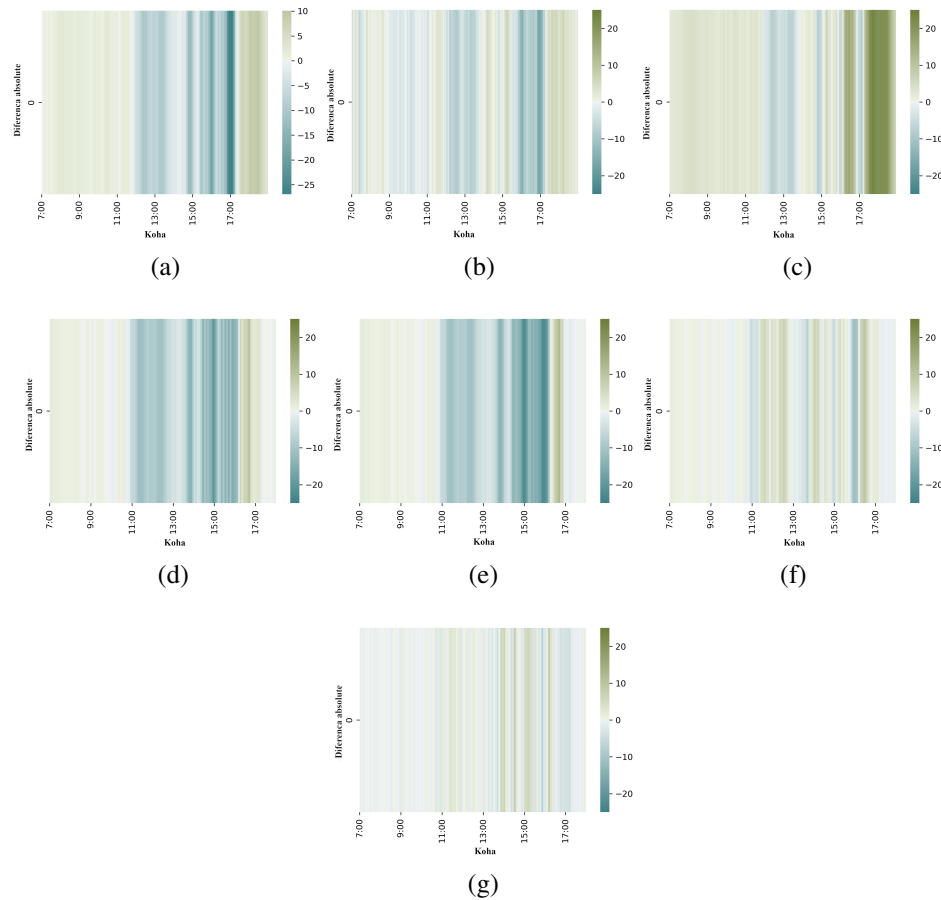


Figura 3.12 Diferenca absolute midis vlerave të parashikuara dhe atyre reale për fluksin në S4, për automjetet e lehta, duke përdorur modelin e Proçesit Gaussian (3.12a), modelin METANET me shumë klasa (3.12b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.12c), modelin LSTM me një variabël (3.12d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.12e), modelin LSTM me shumë variabla (3.12f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.12g).

3.6.3 Përgjithësueshmëria e modeleve hibride

Në seksionin paraprak, modelet e propozuara u vlerësuan vetëm në sensorin S4 për dy arsye kryesore: së pari, të dhënat e trajnimit janë të kufizuara në tre sensorë, duke kërkuar një raport të balancuar midis të dhënave për trajnim dhe testim, zakonisht 0.7:0.3 ose 0.8:0.2; së dyti, kjo zgjedhje lidhet me përpjekjet e ardhshme për zhvillimin e një skeme kontrolli, pasi sensori S4 ndodhet pranë një rampë hyrëse, që lejon aktivizimin e kontrollit të rrjedhës në rampë.

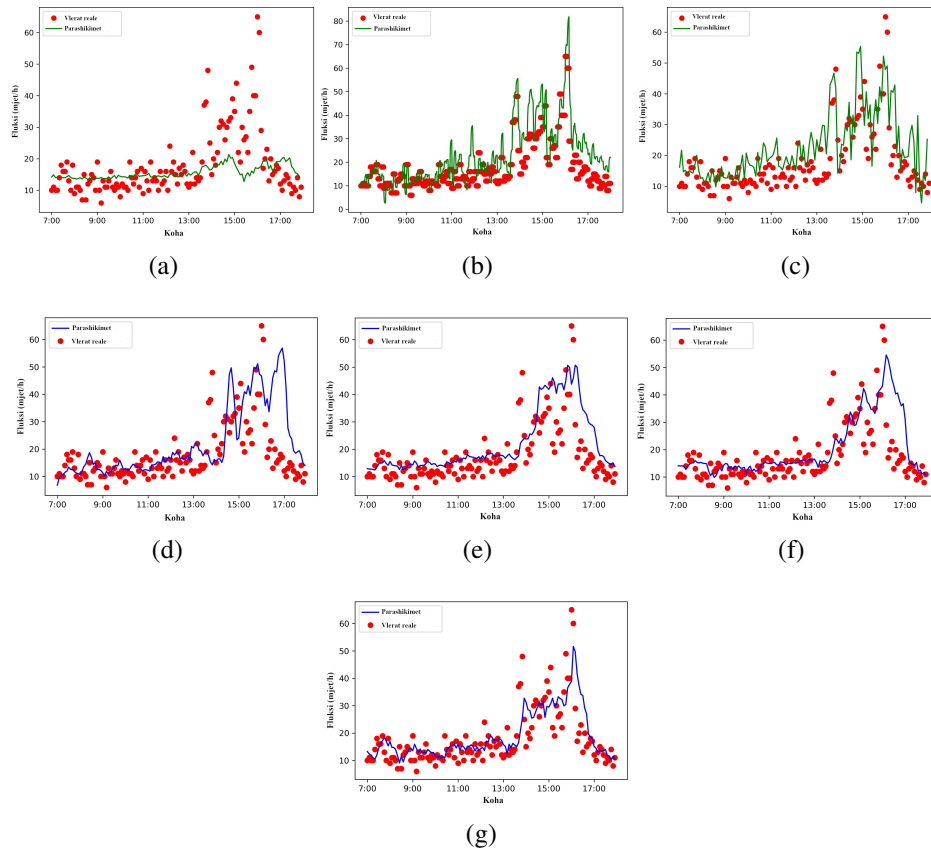


Figura 3.13 Parashikimet e fluksit për automjetet e rënda në S4 me modelin e Proçesit Gaussian (3.13a), modelin METANET me shumë klasa (3.13b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.13c), modelin LSTM me një variabël (3.13d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.13e), modelin LSTM me shumë variabla (3.13f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.13g).

Për të demonstruar përgjithësinë e modeleve të propozuara me shumë klasa të bazuara në parimet fizike, ne gjithashtu kemi vlerësuar efikasitetin e parashikimit të njërit prej dy modeleve të mësimit automatik me shumë klasa të bazuara në fizikë, modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës, duke përdorur dy sensorë të ndryshëm me dinamika të ndryshme. Figura 3.18 ilustron rezultatet e testimit të modelit të Proçesit Gaussian të rregulluar nga parimet e fizikës në sensorët S5 dhe S6, krahasuar me parashikimet në sensorin S4, për rrjedhën dhe shpejtësinë e automjeteve të pasagjerëve dhe automjeteve të rënda.

Gabimet MAPE paraqiten në Tabelën 3.7 dhe Tabelën 3.8.

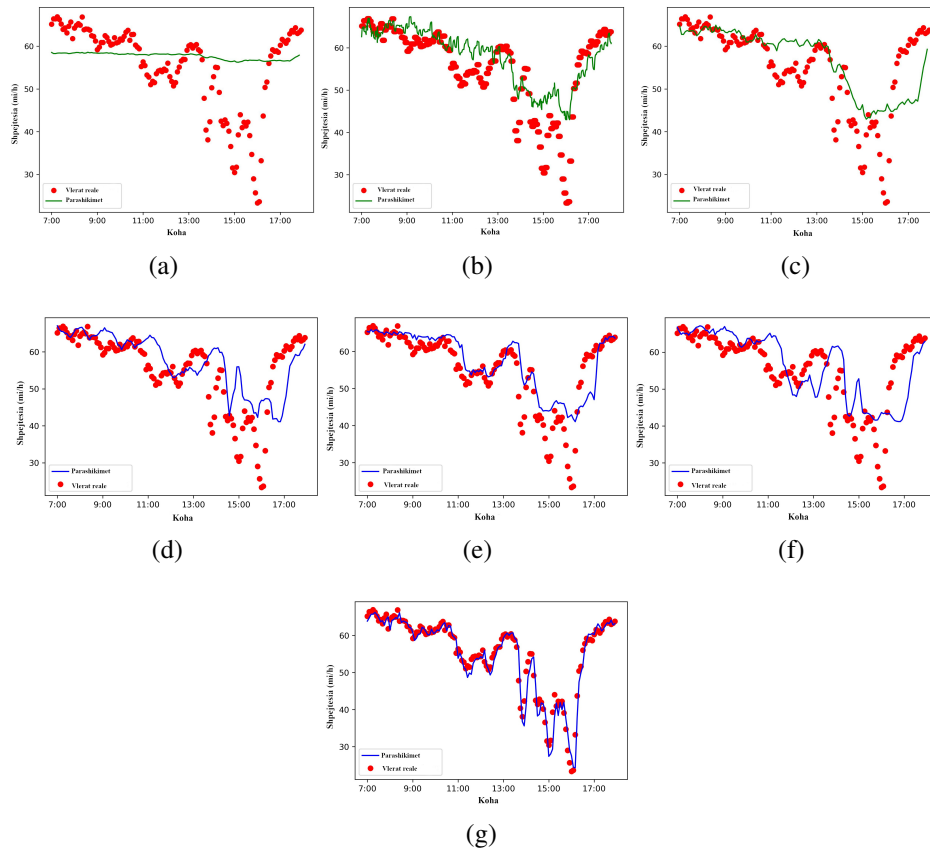


Figura 3.14 Parashikimet e shpejtësisë për automjetet e rënda në S4 me modelin e Proçesit Gaussian (3.14a), modelin METANET me shumë klasa (3.14b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.14c), modelin LSTM me një variabël (3.14d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.14e), modelin LSTM me shumë variabla (3.14f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.14g).

Për të verifikuar aplikueshmërinë e përgjithshme të metodës, u kryen eksperimente shtesë për parashikimin e gjendjeve të trafikut në pjesën përpara matjeve të disponueshme, duke lejuar vlerësimin e aftësisë së modelit të Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës për të kapur valët e shokut në drejtim mbrapsht. Proçeset Gausiane mund të parashikojnë gjendje në dy drejtime në sisteme dinamike, siç është treguar nga Deisenroth and Mohamed (2012). Kjo demonstroi fleksibilitetin dhe aplikueshmërinë e Proçesive Gausiane për sisteme komplekse me ndërveprime që përhapen në disa drejtime. Për të vlerësuar këtë aftësi për modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës, ne përdorëm të dhëna trafiku nga sensorët S2, S3 dhe S4 për trajnimin e modelit dhe përdorëm të njëjtin model për të parashikuar shpejtësinë mesatare dhe fluksin në

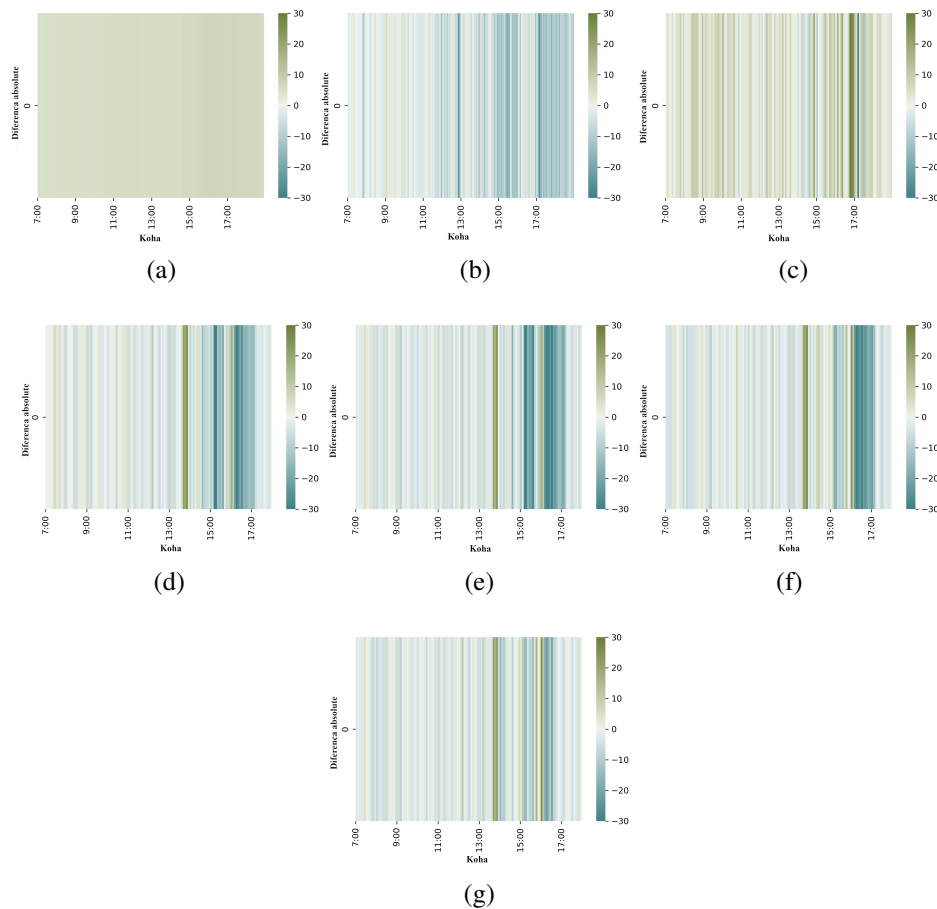


Figura 3.15 Diferenca absolute midis vlerave të parashikuara dhe atyre reale për fluksin në S4, për automjetet e rënda, duke përdorur modelin e Proçesit Gaussian (3.15a), modelin METANET me shumë klasa (3.15b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.15c), modelin LSTM me një variabël (3.15d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.15e), modelin LSTM me shumë variabla (3.15f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.15g).

sensorin S1. Figura 3.19 tregon rezultatet, me gabimet MAPE përkatëse 0.14 për rrjedhën e automjeteve të pasagjerëve, 0.08 për shpejtësinë e automjeteve të pasagjerëve, 0.2 për rrjedhën e automjeteve të rënda dhe 0.13 për shpejtësinë e automjeteve të rënda.

Duhet përmendur se, me fillimin e përhapjes së ngarkesës në drejtim mbrapsht, modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës fillon të parashikojë pak më pak saktë shpejtësinë e automjeteve të pasagjerëve dhe automjeteve të rënda. Përveç kësaj, modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës mund të përdoret vetëm në rrethana të caktuara, pasi ai kërkon matje trafiku në drejtim lart-rrymë nga

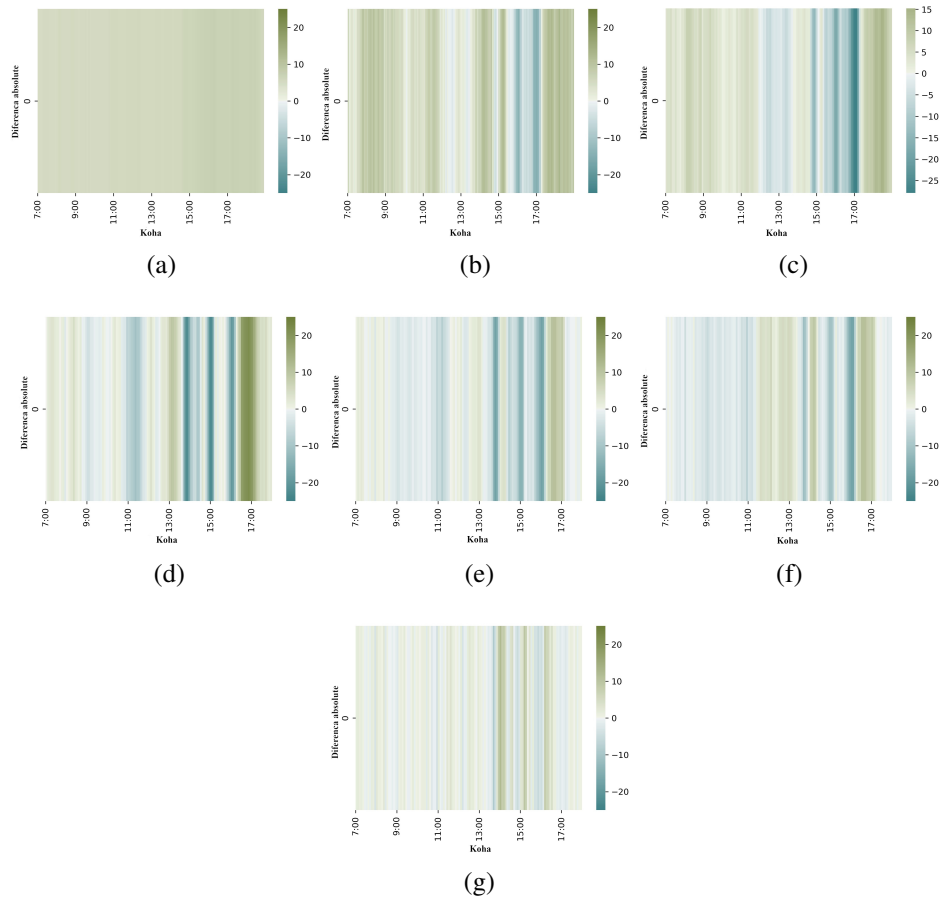


Figura 3.16 Diferenca absolute midis vlerave të parashikuara dhe atyre reale për shpejtësinë në S4, për automjetet e rënda, duke përdorur modelin e Proçesit Gaussian (3.16a), modelin METANET me shumë klasa (3.16b), modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës (3.16c), modelin LSTM me një variabël (3.16d), modelin LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës (3.16e), modelin LSTM me shumë variabla (3.16f) dhe modelin e LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës (3.16g).

ato që janë përdorur për trajnimin, për të vlerësuar përhapjen mbrapsht të valëve të shokut. Megjithatë, në përgjithësi rezultatet tregojnë se modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës mund të përfaqësojë në mënyrë të saktë ligjet themelore fizike të dinamikës së trafikut, siç janë përhapja përpara dhe mbrapa e valëve të shokut.

Tabela 3.4 Koha e ekzekutimit

Modeli	Koha e ekzekutimit (sek)
Modeli i Proçesit Gaussian	17.7
Modeli METANET me shumë klasa	3
Modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës	42.78
Modeli LSTM me një variabël	0.2
Modeli LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës	0.48
Modeli LSTM me shumë variabla	0.21
Modeli LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës	0.46

Tabela 3.5 Gabimet MAPE për parashikimet e fluksit dhe shpejtësisë për automjetet e lehta

Modeli	Fluksi i trafikut	Shpejtësia mesatare
Modeli i Proçesit Gaussian	0.27	0.12
Modeli METANET me shumë klasa	0.17	0.06
Modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës	0.13	0.07
Modeli LSTM me një variabël	0.48	0.09
Modeli LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës	0.31	0.07
Modeli LSTM me shumë variabla	0.29	0.04
Modeli LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës	0.12	0.02

Tabela 3.6 Gabimet MAPE për parashikimet e fluksit dhe shpejtësisë për automjetet e rënda

Modeli	Fluksi i trafikut	Shpejtësia mesatare
Modeli i Proçesit Gaussian	0.50	0.15
Modeli METANET me shumë klasa	0.45	0.07
Modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet e fizikës	0.27	0.11
Modeli LSTM me një variabël	0.25	0.37
Modeli LSTM me shumë klasa dhe një variabël i informuar nga parimet e fizikës	0.17	0.26
Modeli LSTM me shumë variabla	0.14	0.21
Modeli LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës	0.11	0.04

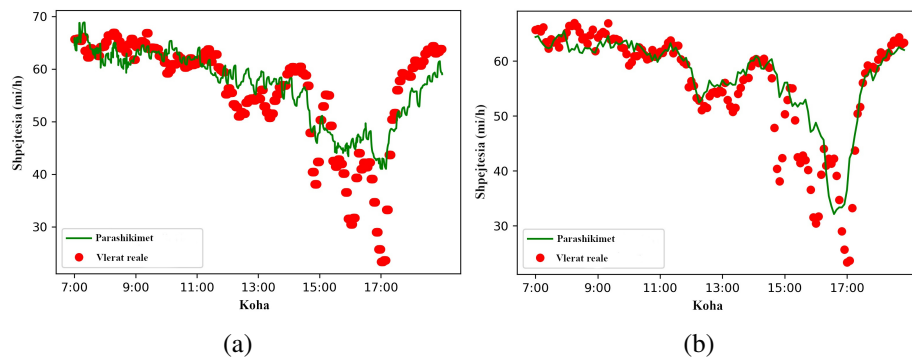


Figura 3.17 Parashikimet e shpejtësisë në S4, për automjetet e rënda, me modelin METANET me shumë klasa (3.17a) dhe modelin e Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës (3.17b) duke përdorur të dhënat e 14 ditëve për trajnim.

Tabela 3.7 Gabimet e parashikimit për automjetet e lehtë gjatë testimit të modelit të Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës në sensorët S4, S5 dhe S6.

	Fluksi i trafikut	Shpejtësia mesatare
S4	0.12	0.07
S5	0.15	0.10
S6	0.13	0.15

Tabela 3.8 Gabimet e parashikimit për automjetet e rënda gjatë testimit të modelit të Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet e fizikës në sensorët S4, S5 dhe S6.

	Fluksi i trafikut	Shpejtësia mesatare
S4	0.27	0.11
S5	0.25	0.14
S6	0.28	0.18

3.7 Përfundimet

Ky kapitull trajton përdorimin e modelimit të udhëhequr nga parimet fizike dhe teknikat e mësimit automatik në modelimin e trafikut. Kombinimi i këtyre qasjeve ka potencialin të adresojë kufizimet e metodave tradicionale, duke shfrytëzuar njëkohësisht përshtatshmërinë dhe saktësinë e algoritmeve të mësimit automatik.

Kapitulli fillon me një diskutim të plotë mbi modelin METANET me shumë klasa, i cili shërben si bazë për teknikat hibride të propozuara. Ky model ndërtohet mbi modelin origjinal METANET duke përfshirë dinamikën e klasave të ndryshme të automjeteve, përfshirë automjetet e pasagjerëve dhe ato të rënda. Struktura matematikore e modelit, që përfshin

ekuacione dinamike, proçeset e kalibrimit dhe kufizimet, tregon përshtatshmërinë dhe aftësinë e tij për të riprodhuar me saktësi kushtet reale të trafikut.

Më pas trajtohen Proçeset Gausiane si një mjet parashikimi, të përmirësuara përmes integritit të kufizimeve fizike që burojnë nga modeli METANET me shumë klasa. Ky integrim mundëson parashikime më të sakta duke siguruar që rezultatet të respektojnë rregullsitë themelore të trafikut. Qasja hibride demonstroi aftësinë e Proçesit Gaussian për të kapur karakteristikat kryesore të trafikut, si ndryshimet e fluksit dhe të shpejtësisë, ndërkohë që ruan përputhshmërinë fizike në kushte të ndryshme.

Kapitulli shqyrton gjithashtu aftësinë e rrjeteve LSTM për të imituar varësitë kohore në të dhënat e trafikut. Është vërtetuar se LSTM-të performojnë mirë në skenarë me kushte të ndryshueshme të trafikut, duke përfaqësuar me sukses modele të ndërlikuara kohore që sfidojnë modelet tradicionale të trafikut. Kur kombinohen me të dhëna reale të trafikut, LSTM-të tregojnë aftësinë për t'u përshtatur me saktësi të lartë me ndryshimet dinamike të trafikut.

Kontributet më të rëndësishme të paraqitura në këtë kapitull janë Proçesi Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet fizike dhe modeli LSTM me shumë klasa i udhëhequr nga parimet fizike. Këto modele hibride kombinojnë përfitimet e modeleve klasike të trafikut me modelet e mësimit automatik, duke çuar në saktësi dhe përshtatshmëri më të lartë. Proçesi Gaussian me shumë klasa i rregulluar nga parimet fizike arrin të kapë dinamika të detajuara të trafikut, si përhapjen përpara dhe mbrapa të valëve të shokut, ndërsa modeli LSTM me shumë klasa i udhëhequr nga parimet fizike ka performancë shumë të mirë në përfaqësimin e modeleve të ndërlikuara të trafikut gjatë orëve të pikut.

Ky kombinim i fizikës dhe mësimit automatik adreson në mënyrë efektive probleme të ndryshme që hasen në modelet klasike të trafikut. Qasjet hibride ofrojnë përshtatje më të mirë me të dhënat në kohë reale, përgjithësim më të gjerë në kushte të ndryshme të trafikut dhe aftësinë për të menaxhuar ndërveprime të ndërlikuara brenda rrjetit të trafikut. Këto modele ofrojnë një bazë të fortë për ndërtimin e zgjidhjeve për kontrollin në kohë reale të trafikut, duke dëshmuar përshtatshmërinë e tyre për aplikime si menaxhimi i rampave dhe strategjitë e zbutjes së ngarkesës.

Studimi eksperimental paraqet zbatimin praktik dhe vlerësimin e modeleve të propozuara të mësimit automatik të mbështetura në parime fizike në detyrat e parashikimit të trafikut. Modelet janë vlerësuar duke përdorur të dhëna reale të trafikut për të përcaktuar efikasitetin e tyre në përfaqësimin e dinamikave të trafikut dhe parashikimin e gjendjes së trafikut, përfshirë fluksin dhe shpejtësinë, në skenarë të ndryshëm.

Një grup të dhënash me pesë ditë matjesh trafiku për sensor u përzgjedh për të optimizuar efikasitetin llogaritës dhe saktësinë e parashikimit. Rezultatet tregojnë qartë se modelet e udhëhequra nga fizika tejkalojnë vazhdimisht homologët e tyre pa kufizime fizike. Kjo përparësi vihet veçanërisht në dukje në aftësinë e tyre për të shpjeguar dinamikën themelore të evolucionit të gjendjes së trafikut, përfshirë përhapjen e valëve të shokut.

Në krahasim, performanca e modelit LSTM me shumë klasa të udhëhequr nga fizika (me një variabël) dhe modelit standart LSTM me shumë variabla paraqesin saktësi të ngjashme në përgjithësi. Modeli LSTM me shumë klasa dhe një variabël i udhëhequr nga fizika tregon një përgjithësim më të mirë të dinamikës së trafikut, ndërsa modeli standart LSTM me shumë variabla ka performancë më të mirë në parashikimin e situatave ekstreme gjatë orëve të ngarkuara.

Modeli LSTM me shumë klasa dhe shumë variabla i udhëhequr nga parimet fizike rezultoi të ishte parashikuesi më i saktë nga të gjithë modelet e vlerësuara. Aftësia e tij për të përfshirë dinamikën të ndërlikuar të gjendjes së trafikut, si fluksi dhe shpejtësia gjatë orëve të pikut, e bën atë veçanërisht efektiv për zbatime praktike të parashikimit të trafikut.

U vlerësua edhe përgjithësueshmëria e modeleve hibride. Modeli i Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluara nga fizika u testua në sensorë të ndryshëm dhe tregoi saktësi të qëndrueshme të parashikimit në kushte të ndryshme trafiku.

Testet pasuese shqyrtuan aftësinë e modelit të Proçesit Gaussian me shumë klasa të rregulluar nga parimet fizike për të parashikuar gjendjen e trafikut në segmentet rrugore që ndodhen përpara pikave ekzistuese të matjes. Kjo veçori i mundëson modelit të kapë në mënyrë të saktë përhapjen mbrapsht të valëve të shokut, një element kyç në dinamikën e trafikut. Ndërsa saktësia e modelit për të llogaritur shpejtësinë gjatë përhapjes mbrapsht të ngarkesës pati një rënie të lehtë, modeli tregon përshtatshmëri të konsiderueshme në përfaqësimin e rregullave fizike të trafikut, përfshirë dinamikën e valëve të shokut.

Rezultatet e studimit eksperimental nënvizojnë epërsinë e modeleve hibride që kombinojnë kufizimet fizike me metodologjitë e mësimin automatik. Këto modele arrijnë saktësi më të lartë parashikuese, tregojnë përshtatshmëri në kushte të ndryshme trafiku dhe ofrojnë një bazë të fortë për aplikime të kontrollit të trafikut në kohë reale, si menaxhimi i rampave dhe zbutja e ngarkesës.

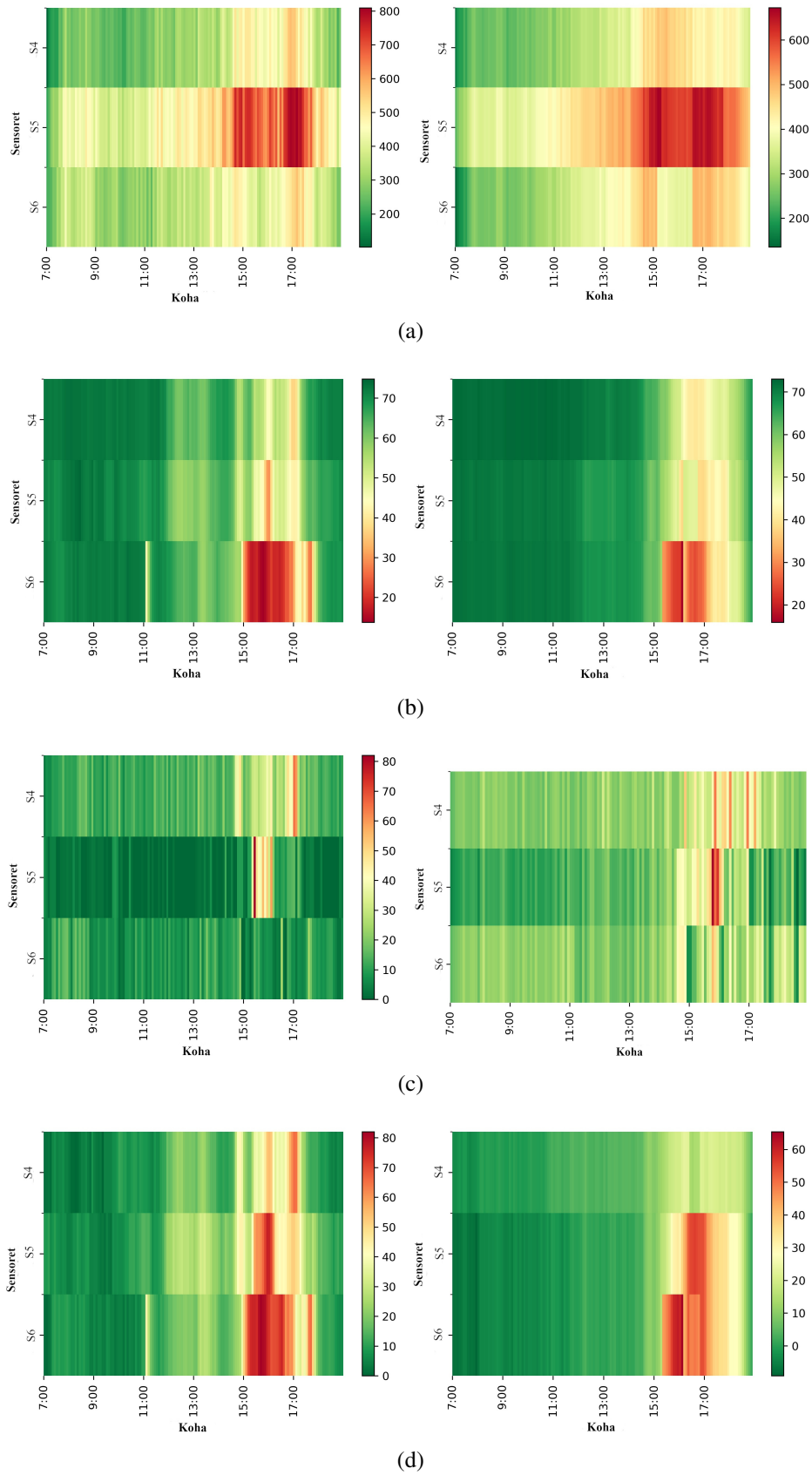


Figura 3.18 Vlerat reale dhe të parashikuara me modelin hibrid në sensorët S4, S5 dhe S6 për fluksin e automjeteve të lehta (3.18a), për shpejtësinë e automjeteve të lehta (3.18b), për fluksin e automjeteve të rënda (3.18c), për shpejtësinë e automjeteve të rënda (3.18d).

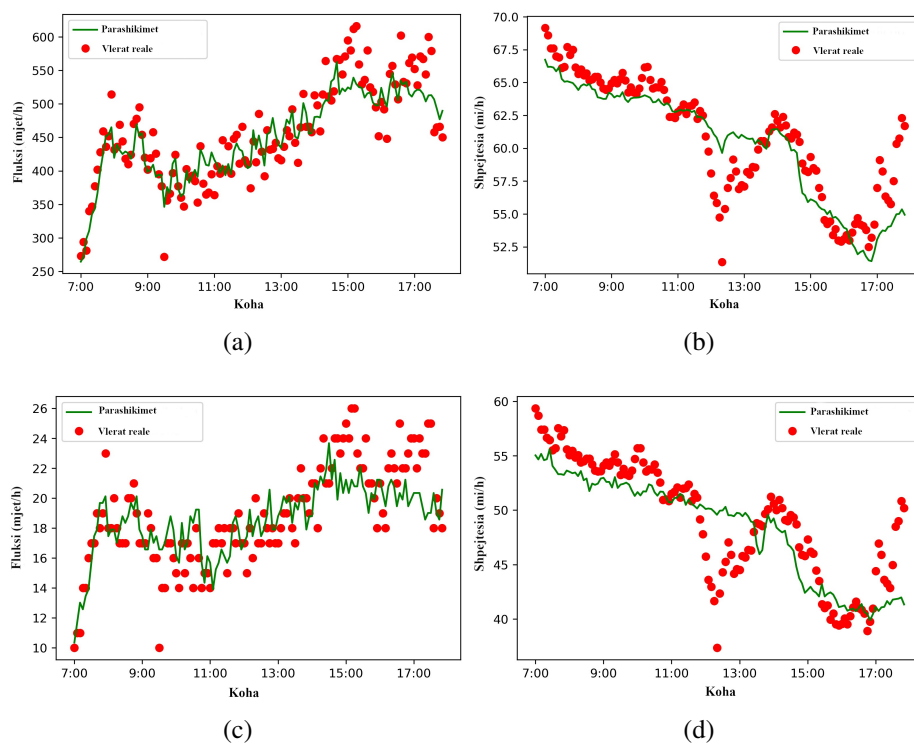


Figura 3.19 Parashikimet e fluksit dhe shpejtësisë së trafikut në pjesën e sipërme të S1 për automjetet e lehtë (3.19a dhe 3.19b), për automjetet e rënda (3.19c dhe 3.19d).

Pjesa II

KONTROLI I TRAFIKUT

Kapitulli 4

Përmbledhja e literaturës më të fundit dhe më të avancuar në kontrollin e trafikut në autostrada

4.1 Menaxhimi i hyrjes në autostradë përmes rampave

Menaxhimi i hyrjes në autostradë përmes rampave është një teknikë e zakonshme e menaxhimit të trafikut që synon të kontrollojë rrjedhën e automjeteve që hyjnë në autostrada përmes rampave hyrëse. Kjo metodë përdor semaforë të vendosur në hyrjet e rampave për të rregulluar ritmin me të cilin automjetet bashkohen me trafikun kryesor të autostradës. Rregullimi i kësaj hyrjeje ndihmon në optimizimin e kushteve të trafikut, zvogëlimin e bllokimeve dhe përmirësimin e efikasitetit dhe sigurisë së përgjithshme të autostradës.

Ekzistojnë dy kategori kryesore të strategjive për menaxhimin e hyrjes përmes rampave: menaxhimi lokal dhe menaxhimi i koordinuar. Menaxhimi lokal fokusohet në rampat individuale, duke përdorur të dhëna të trafikut në kohë reale nga sensorët pranë tyre për të rregulluar në mënyrë dinamike normën e lejuar të hyrjeve, sipas kushteve lokale të trafikut. Në anën tjetër, menaxhimi i koordinuar shqyrton disa rampa përgjatë një korridori rrugor apo rrjeti autostradash, duke optimizuar funksionimin e tyre në mënyrë të përbashkët për të ruajtur një rrjedhë të qëndrueshme dhe efikase të trafikut në të gjithë segmentin.

Ky seksion ofron një analizë gjithëpërfshirëse të strategjive moderne të menaxhimit të hyrjes përmes rampave, duke u mbështetur në studime nga literatura më e fundit. Ai shqyrton qasjet kryesore, duke përfshirë metodat me kohë fikse dhe ato të bazuara në sinjal rikthyes (feedback), si dhe algoritme më të avancuara të koordinuara dhe parashikuese që përdorin

teknologji të reja si inteligjenca artificiale dhe modele optimizimi. Gjithashtu, analizohen strategjitë e përshtatura për skenarë të ndryshëm të trafikut, përfshirë ato me automjete të drejtuara nga njerëzit dhe automjete të automatizuara.

Ky seksion krijon bazat për integrimin e menaxhimit të hyrjes përmes rampave me modellet e të mësuarit automatik të udhëhequr nga parimet fizike, me qëllim rritjen e efikasitetit dhe përshtatshmërisë së sistemeve të menaxhimit të trafikut në autostrada.

4.1.1 Menaxhimi lokal i hyrjes në autostradë përmes rampave

Në menaxhimin lokal të hyrjes në autostradë përmes rampave, veprimet e kontrollit për çdo rampë hyrëse të rregulluar gjenerohen në mënyrë të pavarur nga ato që zbatohen në rampat e tjera. Zgjidhjet e kontrollit në këtë qasje përfshijnë menaxhimin me kohë të fiksuar dhe menaxhimin dinamik lokal, i cili reagon në kohë reale ndaj kushteve të trafikut në afërsi të rampës përkatëse.

Menaxhimi lokal i hyrjes në autostradë përmes rampave me kohë të fiksuar

Metodat e menaxhimit të hyrjes në autostradë përmes rampave me kohë të fiksuar janë teknika kontrolli offline, të cilat mbështeten në të dhëna historike të kërkesës për trafik dhe për këtë arsye nuk kërkojnë matje në kohë reale. Këto qasje janë të pranishme kryesisht në literaturën më të hershme.

Sistemi i propozuar nga Wattleworth (1967) është një nga metodat e para të menaxhimit lokal të hyrjes përmes rampave me kohë të caktuar, me qëllim rregullimin e fluksit të automjeteve në rampat hyrëse gjatë orëve të pikut për të zbutur mbingarkesën në autostradë. Kjo metodë përfshin ndarjen e autostradës në seksione, ku secilit seksion i korrespondon një rampë hyrëse. Duke përdorur të dhënat e mëparshme të kërkesës për trafik, përcaktohet përqindja e automjeteve që hyjnë në çdo rampë dhe vazhdojnë drejt poshtë rrjedhës, përqindje që mbetet konstante gjatë një periudhe të caktuar referimi (si p.sh. orët e ngarkuara). Qëllimi është të shmanget mbingarkesa duke mbajtur fluksin e trafikut në krahun kryesor të autostradës nën kapacitetin e çdo seksioni. Për të realizuar këtë, kapaciteti i rampës dhe kërkesa për trafik merren parasysh, dhe vendosen kufizime mbi fluksin e automjeteve që hyjnë përmes rampave, në mënyrë që të funksionojnë brenda kufijve minimalë dhe maksimalë. Në rastet me kërkesë konstante, kjo metodë ofron një bazë për rregullimin e hyrjes në autostradë.

Qasje të tjera të ngjashme (Wattleworth, 1965; Xu et al., 2019; Yan et al., 2017), zakonisht formulohen si probleme të programimit linear ose kuadratik, ku objektivi mund të

përfshijë maksimizimin e numrit të automjeteve të shërbyera, distancën totale të përshkuar ose balancimin e radhëve në rampat hyrëse.

Megjithatë, zbatimi i këtyre metodave është i kufizuar, pasi thjeshtimet e mëdha që bëhen—si mbështetja në të dhënat historike dhe përdorimi i kërkesës dhe normave të matjes konstante—mund të çojnë në menaxhim joefektiv të rrjedhës në autostradë, përfshirë përdorimin e pamjaftueshëm ose mbingarkesën e infrastrukturës rrugore.

Menaxhimi lokal i hyrjes në autostradë përmes rampave në mënyrë dinamike

Menaxhimi lokal i hyrjes në autostradë përmes rampave në mënyrë dinamike është një mekanizëm kontrolli që përdoret në menaxhimin e trafikut në autostrada për të kufizuar hyrjen e automjeteve në rrugë përmes rampave hyrëse. Ai bazohet ekskluzivisht në kushtet e trafikut në kohë reale në rampë dhe në zonën përreth saj. Këto sisteme zakonisht përdorin limite të përcaktuara të trafikut, si dendësia e automjeteve ose normat e mbushjes së rampës, për të përcaktuar normat e menaxhimit të hyrjes.

Një nga qasjet e para të menaxhimit lokal të hyrjes në autostradë përmes rampave në mënyrë dinamike është strategjia e kërkesës dhe kapacitetit, e propozuar nga Masher et al. (1975). Kjo strategji funksionon duke rregulluar fluksin e automjeteve drejt autostradës bazuar në kushtet reale të trafikut, pa u mbështetur në parashikime për të ardhmen. Ajo operon si një sistem me hark të hapur (open-loop). Strategjia është efektive sepse ndjek se sa automjete po përdorin hapësirën pas rampës hyrëse. Për të përmirësuar fluksin e trafikut, fluksi nga rampa mund të rritet nëse ngarkesa e rampës bie nën një limit të caktuar, duke ndihmuar në rritjen e kapacitetit të autostradës. Megjithatë, në rast se niveli i ngarkesës kalon një limit kritik që tregon mbingarkesë, qasja zvogëlon fluksin nga rampa në një minimum të paracaktuar për të zbutur trafikun në autostradë. Duke optimizuar fluksin në përgjigje të kushteve aktuale të trafikut, kjo metodë synon të mbajë në ekuilibër trafikun në rampë dhe në autostradë.

Strategjia alternative e paraqitur nga Papageorgiou et al. (1991), kontrollori i njohur si Asservissement LINéaire d'Entrée Autoroutière (ALINEA), funksionon si një sistem me hark të mbyllur (closed-loop).

Ky kontrollor monitoron vazhdimisht dendësinë ose fluksin e trafikut në autostradë, zakonisht duke përdorur sensorë për të matur nivelet e mbingarkesës. ALINEA përdor të dhëna në kohë reale për të llogaritur normën optimale të fluksit nga rampa duke krahasuar ngarkesën ose fluksin aktual me një nivel të dëshiruar që shpesh është lidhur me kapacitetin e paracaktuar të autostradës. Nëse autostrada ngarkohet, kontrollori ALINEA kufizon fluksin nga rampa për të ulur presionin në krahun kryesor, ndërsa nëse ka kapacitet të lirë, lejon

hyrjen e më shumë automjeteve nga rampa, duke përmirësuar rrjedhën e përgjithshme të trafikut dhe duke minimizuar vonesat.

Efektiviteti i kontrollorit ALINEA është dëshmuar në një seri studimesh (Abuamer et al., 2017, 2016; Haj-Salem and Papageorgiou, 1995; Papageorgiou et al., 1989, 1991, 2007), të bazuara në aplikime të simuluar dhe reale.

Vështirësitë kryesore të lidhura me mekanizmin e feedback-ut të kontrollorit ALINEA janë evidentuar nga Papageorgiou et al. (2008) përmes një vlerësimi rigoroz të performancës së tij. Në veçanti, ai thekson një gabim në konfigurimin e simulimit që lejon që mbingarkesa të mos vihej re, pasi matja e fluksit në krahun kryesor, e cila ushqente kontrollorin ALINEA, ishte zhvendosur. Kjo implementim i pasaktë shkatërron qëllimin kryesor të algoritmit për të përshtatur normat e menaxhimit të hyrjes në përgjigje të kushteve reale të trafikut.

Disa studime të tjera (Chen et al., 2019a; Frejo and De Schutter, 2019a; Li et al., 2010; Liu et al., 2020b; Shang et al., 2023; Smaragdis and Papageorgiou, 2003; Smaragdis et al., 2004) propozojnë versione shtesë të kontrollorit ALINEA. Smaragdis and Papageorgiou (2003) kanë prezantuar tre variante të strategjisë së menaxhimit të hyrjes në autostradë përmes rampave ALINEA: ALINEA bazuar në fluks (FL-ALINEA), ALINEA bazuar në ngarkesën në hyrje përpara rampës (UP-ALINEA) dhe ALINEA bazuar në fluksin në hyrje përpara rampës (UF-ALINEA). FL-ALINEA fokusohet në rregullimin e fluksit në dalje në një vlerë të caktuar, duke adresuar çështjet lidhur me kapacitetin dhe ngarkesën kritike. Ky qasje funksionon mirë kur vlera e përcaktuar e fluksit është shumë më poshtë kapacitetit, duke parandaluar ndryshimet e shpeshta dhe të papritura që mund të bezdisin shoferët. Megjithatë, efektiviteti i tij ulet kur vlerat e vendosura afrohen me kapacitetin për shkak të mundësisë së ndryshimeve në kushtet reale të trafikut. UP-ALINEA është projektuar për situata ku janë të disponueshme matjet në hyrje përpara rampës, duke ofruar vlerësime për ngarkesën në dalje bazuar në statistikat e trafikut në hyrje përpara rampës. Kjo strategji konsiderohet e zbatueshme edhe pa matje direkte në dalje. UF-ALINEA, e ngjashme me UP-ALINEA, përdor matje në hyrje përpara rampës për të vlerësuar fluksin dhe ngarkesën në dalje dhe në disa situata mund të afrohet me një teknikë Kontrolli-Kërkese (Demand-Control), sidomos kur fluksi i rampës përputhet me fluksin e kontrollit të rampës.

Një përmirësim i rëndësishëm është funksioni i paralajmërimit të hershëm në algoritmin ALINEA, i propozuar nga Li et al. (2010), që përdor detektorë në hyrje përpara rampës për të monitoruar trafikun dhe për të lejuar ndryshime të fundit në ritmin e menaxhimit të hyrjes në autostradë përmes rampave. Duke përshtatur menaxhimin e hyrjes në përgjigje të ndryshimeve në kushtet e trafikut, kjo qasje e avancuar synon të reagojë në mënyrë proaktive ndaj ngarkesës së trafikut. Në dallim nga qasjet tradicionale, si ajo bazuar në

kërkesë-kapacitet, ajo përdor parashikimin e volumit maksimal të trafikut në hyrje përpara rampës për të përmirësuar reagimin e kontrollit, duke sjellë më pak ngarkesë dhe rrjedhë më efikase të trafikut në dalje.

Rregullime parashikuese të qasjes ALINEA sugjerojnë Smaragdis et al. (2004) dhe Chen et al. (2019a) për të përballuar kushtet e trafikut që ndryshojnë vazhdimisht. Me anë të një Sistem kontrolli me rikthim (feedback) për kërkimin e ekstremumit, ALINEA Adaptive (AD-ALINEA) prezantohet nga Smaragdis et al. (2004), i cili vlerëson në kohë reale ngarkesën kritike. Në vend që të mbështetet në limite fikse ose modifikime nga njerëzit, kjo strategji përmirëson përshtatshmërinë duke marrë parasysh ndryshimet që shkaktohen nga faktorë si moti dhe përbërja e trafikut. Një metodë e bazuar në të dhëna përdoret nga Chen et al. (2019a) për të përcaktuar limite dinamike të ngarkesës në segmentet urbane të autostradës, duke përdorur diagrame makroskopike themelore nën kushte të ndryshme. Për ta bërë arkitekturën adaptive të ALINEA-s të përgjegjshme ndaj situatave të parashikuara të ngarkesës, parametrat e kontrollorit zgjidhen bazuar në klastera të modeleve të parashikimeve të ngarkesës.

Një përmirësim tjetër, i quajtur CS-ALINEA (ALINEA e bazuar në statusin e ngarkesës) (Liu et al., 2020b), trajton problemin e identifikimit të limiteve të rëndësishme të ngarkesës në modelin bazë ALINEA, të cilat shpesh janë të pasakta dhe të vështira për t'u përcaktuar. Në CS-ALINEA, fluksi i trafikut përdoret si parametri kontrollues në vend të ngarkesës. Metoda përdor një teknikë klasifikimi për të kategorizuar ngarkesën dhe përcakton në mënyrë dinamike normën optimale të menaxhimit të hyrjes në autostradë në varësi të kushteve reale të trafikut. Për më tepër, CS-ALINEA përdor një metodologji kontrolli të segmentuar për të parandaluar mbingarkesën e rampave, duke garantuar që menaxhimi i hyrjes në autostradë të mos ndikojë negativisht trafikun në rrugët kryesore, dhe kështu rrit efektivitetin e përgjithshëm të trafikut.

Kontrolluesi Feed-Forward ALINEA (FF-ALINEA), i propozuar nga Frejo and De Schutter (2019a), synon të përmirësojë performancën në situata kur ngarkesa ndodh në pikat e ngushtimit të rrugës që ndodhen larg rampës hyrëse. Ndryshe nga ALINEA që vepron në mënyrë reaktive, FF-ALINEA përdor një sistem paraprak që parashikon dendësinë e pikave të ngushtimit të rrugës në të ardhmen, duke lejuar ndryshime parandaluese për të shmangur ndërprerjet në trafik. Për më tepër, FF-ALINEA ka treguar rezistencë në situata me mungesë sensorësh ose pasaktësi në vlerësimin e kapacitetit dhe dendësisë kritike, duke theksuar potencialin e tij për të përmirësuar efikasitetin e menaxhimit të hyrjes në autostradë në situata komplekse trafiku.

Shang et al. (2023) kanë modifikuar kontrolluesin ALINEA për të trajtuar trafikun e përzier autonom, i cili ndryshon dinamikën e fluksit të trafikut për shkak të pranisë së automjeteve të lidhura dhe autonome. Për të përshtatur vetitë e ndryshuara të fluksit të trafikut, autorët kanë rishikuar algoritmin ALINEA dhe kanë ofruar një kornizë për të simuluar diagramin bazë të trafikut me autonomi të përzier.

Kontrolluesi ALINEA menaxhon fluksin e hyrjes bazuar në matjet e ngarkesës pranë rampës së kontrolluar, ku ngarkesa ka më shumë gjasa të shfaqet fillimisht. Megjithatë, kur ekzistojnë pika ngushtimi më poshtë në rrugë, ngarkesa e trafikut priret të ndodhë në këto pika ngushtimi në vend që të ndodhë direkt pas rampës. Për të parandaluar shfaqjen e këtyre situatave trafiku, struktura e kontrolluesit është përmirësuar nga Wang et al. (2010) duke përfshirë një term proporcionues (regullator PI tip proporcional-integral). Kontrolluesi i propozuar quhet PI-ALINEA dhe përdoret gjerësisht në studime të ndryshme (Abuamer et al., 2018; Pasquale et al., 2015a, 2014b, 2018a; Wang et al., 2014).

Wang et al. (2014) theksojnë përdorimin e PI-ALINEA për menaxhimin lokal të hyrjeve në autostradë në situata ku ekziston ngarkesë në pjesët poshtë rampës, si në zona ngjitjeje, ngushtime korsish, ose rampë hyrëse e pakontrolluar. Studimi tregon superioritetin e PI-ALINEA në këto raste dhe qëndrueshmërinë e tij me pak përshtatje për aplikime praktike. Po ashtu, Pasquale et al. (2014b) dhe Pasquale et al. (2015a) kanë modifikuar PI-ALINEA për modele trafiku me dy klasa, duke kategorizuar veçanërisht automjetet e lehta dhe automjetet e rënda. Këto ndryshime synojnë të reduktojnë emetimet dhe ngarkesën e trafikut duke përdorur modele makroskopike, me Pasquale et al. (2015a) që prezanton një model inovativ për emetimet me dy klasa të bazuar në VERSIT+. Të dy punimet përdorin PI-ALINEA për të përmirësuar emetimet dhe për të lehtësuar ngarkesën duke vendosur objektiva ngarkese përmes optimizimit me horizont të kufizuar ose përmes kufizimeve. Abuamer et al. (2018) kanë vlerësuar efektivitetin e ALINEA dhe PI-ALINEA në një segment të vetëm rruge hyrëse. Edhe pse të dy kontrolluesit përmirësojnë karakteristikat e trafikut, pozicioni i ngushticave poshtë rampës ndikon në efikasitetin e tyre. Përfundimisht, Pasquale et al. (2018a) kanë integruar PI-ALINEA me një ligj kontrolli më të thjeshtë brenda një modeli kontrolli të ndërprerë, duke theksuar analizën e qëndrueshmërisë përmes Modelit Asimetrik të Transmetimit të Qelizave (ACTM).

Studime të tjera që përdorin menaxhimin lokal të hyrjes në autostradë përmes rampave janë Qi et al. (2008), Ferrara et al. (2016), Liang et al. (2017a), Németh et al. (2018), Hao et al. (2019), Pasquale et al. (2020), Ma et al. (2020a), Tang et al. (2023), dhe Pooladsanj et al. (2023).

Disa studime përdorin rrjete neurale dhe sisteme me kthim prapa për të përmirësuar menaxhimin lokal të hyrjes në autostradë përmes rampave. Qi et al. (2008) kanë prezantuar Algoritme të kontrollit të adaptueshëm, të bazuara në rrjete neurale, për rregullimin në kohë reale të fluksit në rampat e autostradave, duke treguar ulje të ndryshimeve në dendësinë e trafikut dhe përmirësim të qëndrueshmërisë në krahasim me metodat konvencionale me kthim prapa. Në mënyrë të ngjashme, Liang et al. (2017a) kanë përdorur një model makroskopik trafiku së bashku me një rrjet neural me funksion bazë radial (RBF), duke krijuar një lidhje jo-lineare me kthim prapa që shmang nevojën për përafërsime lineare. Këto studime theksojnë aftësinë e rrjeteve neurale për të përmirësuar përshtatshmërinë dhe saktësinë e sistemeve të menaxhimit të rampave.

Në mungesë të vëzhgimeve të drejtpërdrejta të dendësisë së trafikut, vlerësimi bazuar në përdorimin e observatorit ka treguar efikasitet. Ferrara et al. (2016) kanë paraqitur një observues të shpërndarë me bazë konsensusi dhe mekanizëm ndërrimi modalitetesh, i aftë të vlerësojë dendësinë e trafikut në mungesë të matjeve të drejtpërdrejta

Ndjekja e evolucionit të dendësisë së trafikut në kushte skajore jo të përsëritshme është paraqitur nga Hao et al. (2019) duke përdorur një qasje të kontrollit me mësim iterativ (ILC) e ndihmuar nga mekanizmat me kthim prapa. Një metodë inovative për menaxhimin lokal të rampave arrihet përmes kombinimit të mekanizmave me kthim prapa dhe ILC, duke e bërë sistemin rezistent ndaj ndryshimeve në dendësinë pas rampës.

4.1.2 Menaxhimi i koordinuar të hyrjes në autostradë përmes rampave

Menaxhimi i koordinuar i hyrjes në autostradë përmes rampave nënkupton kontrollin e njëkohshëm të disa rampave hyrëse, me qëllim përmirësimin e fluksit të trafikut në një rrjet autostradash. Duke koordinuar rampat hyrëse, sistemi synon të balancojë kërkesën nga mjetet që futen në rrjet me kapacitetin e disponueshëm në krahun kryesor të autostradës, duke reduktuar kështu ngarkesën dhe shmangur formimin e bllokimeve. Kjo qasje synon të sigurojë një rrjedhje më të butë të trafikut, të minimizojë vonesat dhe të rrisë efikasitetin e përgjithshëm të rrjetit, duke marrë parasysh faktorë si kërkesa për trafik, nivelet e ngarkesës dhe ndërveprimet midis rampave. Menaxhimi i koordinuar realizohet shpesh përmes modeleve të trafikut dhe algoritmeve të avancuara të kontrollit, si p.sh. kontrolli parashikues i modeluar (Model Predictive Control – MPC) ose teknika të tjera të optimizimit dinamik, të cilat përshtatin në kohë reale normat e lejuara të hyrjes në bazë të kushteve aktuale të trafikut.

Menaxhimi optimal i hyrjes në autostradë përmes rampave

Menaxhimi optimal i hyrjes në autostradë përmes rampave përfaqëson një qasje të avancuar të kontrollit, që synon përmirësimin e fluksit të trafikut në rrjetin rrugor përmes rregullimit dinamik të normave të lejuara të hyrjes nga rampat. Kjo metodologji përdor të dhëna në kohë reale, duke përfshirë gjendjen e trafikut në aksin kryesor dhe rampat, parashikimet për kërkesën dhe rrethana të jashtëzakonshme si aksidente. Kontrolluesi vepron duke zgjidhur një problem kontrolli optimal, zakonisht me objektiv minimizimin e kohës së përgjithshme të udhëtimit (Total Travel Time – TTS) apo treguesve të tjerë të performancës, duke respektuar njëkohësisht kufizime si volumi maksimal i hyrjes nga rampat dhe dinamika e sistemit.

Kjo teknikë përfshin kontrollin e koordinuar të disa rampave, duke marrë parasysh ndërveprimet midis tyre për të përmirësuar rrjedhën e trafikut në të gjithë segmentin e autostradës. Algoritme të avancuara, si p.sh. kontrolli parashikues i modeluar (Model Predictive Control – MPC), përdoren shpesh për zbatimin e kësaj strategjie, duke u mbështetur në modele parashikuese dhe të dhëna në kohë reale për të optimizuar efikasitetin e sistemit.

Studimet e hershme që zbatojnë masa kontrolli optimal mund të gjenden në Papageorgiou and Mayrt (1982), Stephanedes and Chang (1993), Zhang et al. (1996), Alessandri et al. (1998). Meqenëse shumica e këtyre problemeve të optimizimit bazohen në modele të trafikut të rendit të dytë, ato janë në mënyrë të natyrshme jolineare. Një zgjidhje numerike është përdorimi i metodave ekzistuese të programimit jolinear, por kur trajtohen sisteme të mëdha autostradash, kjo qasje has vështirësi për shkak të kompleksitetit dhe përmasës së problemit.

Një zgjidhje më efikase numerike arrihet përmes teknikës së drejtimit brenda kufizimeve (feasible direction), e propozuar nga Papageorgiou and Marinaki (1995), e cila është implementuar në mjetin AMOC (Advanced Motorway Optimal Control) Kotsialos et al. (2001), duke rezultuar në përmirësime të konsiderueshme në performancën e autostradave Carlson et al. (2010); Kotsialos et al. (2002b).

Algoritmet e kontrollit optimal mund të integrohen në Modele të Kontrollit Parashikues (MPC) Maciejowski (2002); Rawlings and Mayne (2009), ku zhvillimi i ardhshëm i rrjedhës së trafikut parashikohet përmes një modeli të përshtatshëm. Bazuar në këtë parashikim, kontrolluesi identifikon trajektoren optimale të gjendjes dhe vlerat përkatëse të kontrollit.

Për shembull, Bellemans et al. (2003), Bellemans et al. (2006) dhe Pasquale et al. (2018d) kanë shqyrtuar përdorimin e Kontrollit Parashikues të Bazuar në Model (MPC) për menaxhimin e hyrjeve në autostradë përmes rampave, duke theksuar parashikimin e fluksit të trafikut përmes modeleve makroskopike si modeli METANET. Ata përqendrohen në optimizimin e strategjive të menaxhimit të hyrjeve për të reduktuar ngarkesën dhe për të përmirësuar efikasitetin e rrjedhës së trafikut. Në Bellemans et al. (2003) prezantohet një metodë parashikuese

MPC që përfshin efektet e devijimeve të rrugës (re-routing) brenda skemës së kontrollit, me qëllim menaxhimin më të mirë të dinamikave të trafikut. Ndërsa Bellemans et al. (2006) kanë krahasuar kontrolluesit tradicionalë të bazuar në ALINEA me ata të bazuar në MPC, duke përdorur të dhëna reale trafiku gjatë orarit të ngarkuar të mëngjesit. Gjithashtu, Pasquale et al. (2018d) kanë integruar objektiva të sigurisë dhe reduktimit të kohës së udhëtimit në një strategji të koordinuar të menaxhimit të hyrjes në autostradë, duke zgjidhur një problem optimal jo-linear kontrolli për të balancuar këto objektiva.

Nga ana tjetër, Ferrara et al. (2012), Ferrara et al. (2013), dhe Brandi et al. (2017) kanë përdorur variante të Modelit të Transmetimit Qelizor (CTM) në kontekstin e teknikave të Kontrollit Parashikues të Bazuar në Model (MPC) për menaxhimin e hyrjeve në autostradë. Ndërsa Ferrara et al. (2012) dhe Ferrara et al. (2013) e kanë ristrukturuar CTM-në në një sistem të Dinamikës Logjike të Përzier (MLD), duke përdorur ekuacione dinamike lineare për ta kthyer problemin optimal të kontrollit në horizont të kufizuar në një problem të Programimit Kuadratik me Numra të Plotë (MIQP), Brandi et al. (2017) janë përqendruar në përmirësimin e saktësisë së menaxhimit të rampave përmes vlerësimit të gjendjes së trafikut. Autorët paraqesin një metodë për vlerësimin e dendësisë së trafikut që përdor një variant pjesor-linear të Modelit Asimetrik të Transmetimit Qelizor (ACTM), së bashku me vëzhgues të Luenberger-it me kalim ndërmjet gjendjeve. Këto vlerësime të dendësisë inkorporohen në një model MPC, duke rritur reagueshmërinë dhe efektivitetin e strategjisë së menaxhimit, veçanërisht në raste kur vëzhgimet e drejtpërdrejta të trafikut janë të kufizuara.

Në mënyrë të ngjashme, Maggi et al. (2013) paraqet një metodë MPC të thjeshtuar dhe efikase për llogaritje, të bazuar në një model makroskopik të trafikut të rendit të parë të linearizuar. Ky studim garanton që problemi optimal i kontrollit në horizont të kufizuar të mbetet i zbatueshëm në kohë reale, duke linearizuar pjesërisht modelin e parashikimit dhe duke përdorur një formulim të Programimit Linear me Numra të Plotë (MILP).

Duke zgjeruar gamën e teknikave të bazuara në Kontrollin Parashikues të Bazuar në Model (MPC), Ferrara et al. (2014a) dhe Ferrara et al. (2014b) janë përqendruar përkatësisht në metodologjitë e shpërndara dhe të aktivizuara nga ngjarjet. Në Ferrara et al. (2014a) prezantohen dy algoritme të shpërndara MPC, të cilat adresojnë vështirësitë llogaritëse të qasjeve të centralizuara përmes ndarjes së problemit të kontrollit në nënprobleme më të vogla dhe të menaxhueshme. Këto strategji vlerësohen në kontekstin e menaxhimit të trafikut në autostrada duke përdorur modelin CTM të zhvilluar në kuadër të sistemit MLD. Ndërkohë, Ferrara et al. (2014b) kanë analizuar teknika të Kontrollit Parashikues të Bazuar në Model që aktivizohen nga zhvillimi i ngjarjeve të caktuara (event-triggered), të dizajnuara për sisteme kontrolli të rrjetëzuara, me synim reduktimin e ngarkesës llogaritëse

dhe të komunikimit. Kjo qasje mundëson që sensorët të transmetojnë të dhëna vetëm kur plotësohen kushte të caktuara lokale, duke siguruar përdorim efikas të burimeve pa ndikuar në performancën e kontrollit.

Maggi et al. (2015) kanë zgjeruar aplikueshmërinë e kontrollorëve MPC duke përshtatur modelet parashikuese dhe funksionet e kostos. Autorët kanë kosideruar konfigurime të ndryshme për të përmirësuar zbutjen e bllokimeve përmes menaxhimit të hyrjeve në autostradë, me fokus në realizueshmërinë llogaritëse dhe efektivitetin praktik të kontrollit të propozuar.

Një aspekt tjetër i rëndësishëm i menaxhimit të hyrjes në autostradë është efikasiteti llogaritës i algoritmeve të optimizimit që përdoren për zgjidhjen e problemit të kontrollit. Pasquale et al. (2016b) kanë diskutuar sfidat e zgjidhjes së problemeve jolineare të kontrollit të trafikut në autostrada, përfshirë sistemet e menaxhimit të rampave të cilat synojnë të reduktojnë bllokimet dhe ndotjen. Autorët theksojnë rëndësinë e strategjive efikase të zgjidhjes, si metodat e bazuara në gradient dhe ato pa derivat, për të përballuar kompleksitetin e optimizimit jolinear në rrjete të mëdha rrugore. Duke përdorur një model trafiku me dy klasa që dallon automjetet e lehta dhe automjetet e rënda, studimi ofron njohuri mbi krijimin e kornizave të shkallëzueshme të kontrollit për sisteme të ndërlikuara trafiku.

Pasquale et al. (2017b) janë fokusuar në integrimin e dy objektivave brenda strategjive të kontrollit të hyrjes në rampë, për të përmirësuar sigurinë dhe për të reduktuar ngarkesën. Propozohet një problem jolinear i kontrollit optimal që minimizon njëkohësisht kohën totale të udhëtimit dhe vlerëson numrin e aksidenteve. Duke përdorur një metodë të përhapjes së derivatit brenda modelit të algoritmit të drejtimit të lejuar, autorët zhvillojnë një sistem të koordinuar për menaxhimin e hyrjes në autostradë përmes rampave, i cili synon të balancojë efikasitetin e trafikut dhe sigurinë rrugore.

Janë sugjeruar edhe shumë qasje të tjera të bazuara në modele: Xu et al. (2019) përdor filtrin adaptiv të Kalman për të ndërtuar një model të integruar MPC që merr parasysh sjelljen e devijimit të shoferëve gjatë rrugës. Kjo metodë formon një problem dinamik jolinear të kontrollit optimal duke modeluar devijimet në kohë reale bazuar në të dhënat e monitorimit të trafikut. Rezultatet nga simulimet tregojnë përmirësime të ndjeshme në efikasitetin e trafikut, duke dëshmuar suksesin e përfshirjes së sjelljes së shoferëve në strategjitë e koordinuara të menaxhimit të rampës. Në të njëjtën linjë, Gu et al. (2022) përdorin modelin e transmetimit të qelizave (CTM) për kontrollin e hyrjes në rampë. Autorët përfshijnë një përafrim të operatorëve jo-të derivueshëm të CTM për të mundësuar përdorimin e metodave të bazuara në gradient brenda një modeli MPC. Kjo qasje zgjidh me sukses kufizimet e fluksit dhe

redukon humbjen në performancë që haset shpesh në zgjidhjet konvencionale të bazuara në CTM.

Së fundmi, Zhang et al. (2024a) paraqesin një model të koordinuar të menaxhimit të rampës që merr parasysh destinacionet për të parandaluar përhapjen e radhëve nga rampat e daljes (off-ramps). Për të zgjidhur në mënyrë efikase problemet e optimizimit, ky model merr parasysh dinamikën e rampave të daljes dhe përdor një version të përmirësuar të algoritmit të drejtimit të mundshëm.

Në anën tjetër, disa kërkime kanë optimizuar menaxhimin e rampës duke përdorur qasje jo-MPC. Megjithatë këto metoda fokusohen në mekanizma dhe koordinime të ndryshme, ato kontribuojnë të gjitha në fushën e gjerë të optimizimit të hyrjeve në autostradë. Për shembull, algoritme të përziera të kontrollit që merren me koordinimin midis rampave dhe pjesëve të autostradës janë analizuar në Min et al. (2016) dhe Zhang et al. (2016). Të dyja studimet tregojnë se metodat konvencionale të kontrollit të rampave mund të shkaktojnë bllokime pasi nuk marrin parasysh ndërveprimet me kryqëzimet rrugore para rampës. Autorët propozojnë përmirësime në algoritmin e kontrollit të përzier që integron koordinimin mes rampave të hyrjes, autostradës dhe kryqëzimeve të sipërme.

Menaxhimi hierarkik i hyrjes në autostradë përmes rampave

Menaxhimi hierarkik i hyrjeve në autostradë përmes rampave është shfaqur si një alternativë e realizueshme ndaj sistemeve tradicionale të kontrollit optimal, duke kapërcyer kufizime të rëndësishme si ndjeshmëria ndaj devijimeve midis gjendjeve reale dhe atyre ideale, të shkaktuara nga pasaktësitë që burojnë nga parashikimet e ndërprerjeve në rrjedhën e trafikut, për shkak të natyrës me lak të hapur të sistemeve si AMOC. Edhe pse Kontrolli Parashikues Modelor i Bazuar në Model (MPC) arrin të adresojë këto sfida përmes një arkitekture me lak të mbyllur, ai paraqet kërkesa të mëdha për përpunim, duke e bërë më pak të përshtatshëm për zbatime të mëdha apo në kohë reale.

Teknikat e kontrollit hierarkik ofrojnë një qasje të strukturuar duke ndarë problemin e kontrollit në disa nivele. Kontrollorët në nivel të lartë trajtojnë qëllime të përgjithshme, si optimizimi i fluksit të trafikut në të gjithë rrjetin, ndërsa kontrollorët lokalë menaxhojnë rregullime në kohë reale në secilën rampë të veçantë. Kjo strukturë e shtresuar balancon efikasitetin llogaritës me performancën e kontrollit dhe rrit përgjegjshmërinë ndaj ndryshimeve dinamike në trafik, duke mundësuar zgjidhje të shkallëzueshme dhe efektive për koordinimin e rampave.

Një qasje hierarkike për kontrollin e koordinuar të rampave, e bazuar në Kontrollin jolinear Parashikues të Bazuar në Model, është propozuar nga Kotsialos and Papageorgiou

(2005) dhe Papamichail et al. (2010). Kjo qasje përdor një strukturë me tre nivele, e cila përfshin: vlerësimin/parashikimin, optimizimin dhe kontrollin direkt. Shtresa e optimizimit përdor instrumentin AMOC për të llogaritur strategjitë optimale të kontrollit në nivel rrjeti, ndërsa në shtresën e kontrollit direkt zbatohet ALINEA si strategji lokale për rregullime në kohë reale. Studimet tregojnë se kjo qasje hierarkike arrin menaxhim të drejtë, efikas dhe praktik në kohë reale, duke tejkaluar performancën e ALINEA-s së vetme dhe duke adresuar mangësitë e zgjidhjeve me lak të hapur.

Në mënyrë të ngjashme, Wang et al. (2006) paraqitën një metodologji të bazuar në modele makroskopike për mbikëqyrjen në kohë reale të trafikut në rrjetet rrugore. Instrumenti RENAISSANCE përdor modele stokastike të trafikut dhe filtrin e zgjeruar Kalman për të integruar në mënyrë sistematike detyra të ndryshme kontrolli, përfshirë edhe menaxhimin e hyrjes në rampë, brenda një modeli hierarkik. Kjo qasje thekson vlerësimin dhe parashikimin e situatave reale të trafikut, duke ndërtuar bazën për aplikimet e kontrollit hierarkik.

Një strukturë e re hierarkike u prezantua përmes një metode hibride optimizimi që kombinon algoritmet ACA me algoritmet gjenetike (GA) (Liang et al., 2017b). Kjo qasje me tre nivele përfshin: shtresën e përshtatshmërisë, koordinimit dhe kontrollit direkt. Për të trajtuar jolinearitetet në fluksin e trafikut dhe për të përmirësuar adaptimin në kushte të ndryshme, GA-ACA kombinohet me kontrollin PID në shtresën e kontrollit direkt për të rregulluar parametrat në mënyrë dinamike.

Për të përfituar nga teknologjitë e reja që sjellin automjetet e lidhura dhe autonome (CAV), modelet hierarkike të kontrollit janë përmirësuar më tej. Si shembull, algoritmi OD-QHM (Chen et al., 2019b) përdor një model hierarkik sasior për të priorizuar rampat në bazë të informacionit në kohë reale për destinacionet. Modeli i propozuar synon të optimizojë kohën totale të udhëtimit dhe të parandalojë mbingarkesën në nyjet kritike të trafikut. Po ashtu, Zhao et al. (2020b) kanë prezantuar një sistem hierarkik bashkimi të automjeteve që mbështetet te CAV. Ky sistem bashkon lëvizjet bashkëpunuese në nivel mikroskopik me rregullimin makroskopik të fluksit në rampa, duke përdorur modele për konsumin e karburantit dhe rregullatorë linearë kuadratikë për të përmirësuar ndjeshëm efikasitetin e energjisë dhe lëvizshmërinë.

Së fundmi, një sistem hierarkik për bashkimin në rampë i bazuar në grupe automjetesh (platooning) (Xue et al., 2022) e avancoi më tej zbatimin e CAV-ve në menaxhimin e rampave. Ky sistem përdor një shtresë taktike për të përzgjedhur hapësirat në trafik në mënyrë dinamike, në bazë të parashikimeve për automjetet në rrjedhën kryesore, dhe një shtresë operative për të rregulluar shpejtësinë e automjeteve në rampë përmes kontrollit parashikues modelor.

Strategjia me grupe automjeshetsh përmirëson ndjeshëm efikasitetin e bashkimit në rrjedhën kryesore, redukton vonesat dhe ul konsumin e karburantit.

Menaxhimi heuristik të hyrjes në autostradë përmes rampave

Menaxhimi i hyrjes në autostradë përmes heuristikave është një metodë e përhapur në menaxhimin e trafikut, kryesisht për shkak të thjeshtësisë dhe efektivitetit të saj në zbatime praktike. Në kontrast me qasjet e bazuara në modele apo optimizim, kontrolli heuristik mbështetet në rregulla të përcaktuara dhe protokolle vendimmarrëse për të menaxhuar hyrjen e automjeteve në rrugët kryesore. Këto zgjidhje të bazuara në rregulla janë adoptuar gjerësisht në rrjete të ndryshme trafiku në mbarë botën, për shkak të thjeshtësisë dhe lehtësisë së zbatimit.

Një veçori kyçe e kontrollit heuristik të rampave është aftësia për t'u përshtatur me kushte të ndryshme të trafikut pa pasur nevojë për sisteme të ndërlikuara llogaritëse. Duke përdorur algoritme të thjeshta, si kontrolli mbi baza kufijsh (threshold) apo monitorimi i gjatësisë së radhës në rampë, këto sisteme mund të përshtaten me sukses ndaj situatave të ndryshme në rrjetin rrugor. Për më tepër, kontrollet heuristike kërkojnë zakonisht më pak fuqi përpunuese sesa metodat e bazuara në optimizim, çka i bën ato të përshtatshme për zbatime në shkallë të gjerë kur infrastruktura apo burimet kompjuterike janë të kufizuara.

Zbatimet praktike të kësaj metode janë të shumta, përfshirë menaxhimin e trafikut në autostrada urbane, reagimin ndaj ngjarjeve të papritura dhe koordinimin rajonal të rrjetit rrugor. Këto zgjidhje kanë treguar përfitime të dukshme në optimizimin e rrjedhës së trafikut, uljen e bllokimeve dhe rritjen e efikasitetit të përgjithshëm të rrugëve. Menaxhimi heuristik i hyrjes është zbatuar me sukses në akse me ngarkesë të lartë si autostrada I-35 East në Minneapolis/St. Paul (Minnesota)(Henry Liu, 2007), në segmentin verior të autostradës I-5 në Seattle (Washington)(Jacobson et al., 1989), dhe në aplikime të tjera (Bogenberger and May, 1999).

Një tjetër teknikë heuristike, e ndjeshme ndaj kushteve të trafikut dhe me mekanizëm feedback, e cila koordinon aktivitetet e rampave lokale, është HEuristic Ramp-metering coOrdination (HERO) (Papamichail et al., 2009; Papamichail and Papageorgiou, 2008; Papamichail et al., 2011). Avantazhi kryesor i kësaj metode qëndron në aftësinë për të koordinuar rampat ku zbatohet rregullatori ALINEA pa pasur nevojë për llogaritje të çastit mbi modelet e trafikut apo parashikime të ndërprerjeve. Në vend të kësaj, HERO mbështetet në të dhënat e disponueshme në kohë reale. Kjo metodë është zbatuar me sukses në autostradën Monash në Australi dhe në autostradën A6 në Francë.

Menaxhimi i koordinuar i hyrjes në autostradë përmes rampave i bazuar në mësimin automatik

Metodat e të mësuarit automatik janë shfaqur si një mënyrë efektive për adresimin e bllokimeve në trafik dhe përmirësimin e strategjive të menaxhimit të hyrjes në autostradë përmes rampave. Studime të shumta kanë përdorur modele të të mësuarit automatik për të zhvilluar kontrole të koordinuara të rampave, me fokus në përmirësimin e rrjedhës së trafikut, reduktimin e bllokimit dhe ruajtjen e stabilitetit të sistemit.

Belletti et al. (2018) kanë prezantuar një skemë kontrolli të bazuar në Mësimin Përforcues (reinforcement learning) për sisteme të përfaqësuara nga ekuacione diferenciale jo-lineare të diskretizuara, me fokus të veçantë në trafikun makroskopik të autostradave. Teknikat e propozuara të Rregullimit të Ndërsjellë të Peshave (MWR) mundësojnë ndarjen e eksperiencës mes agjentëve në sisteme me shumë agjentë, duke kapërcyer problemin e dimensioneve të larta, ndërkohë që lejojnë specializimin lokal të politikave të kontrollit.

Në një studim të ngjashëm, Deng et al. (2019) kanë propozuar një metodë të re për menaxhimin e rampave bazuar në një arkitekturë me shumë agjentë të Mësimi Përforcues të Thelluar (DRL). Strategjitë e menaxhimit për secilën rampë gjenerohen në kohë reale duke përdorur arkitekturën e Optimizimit Proksimal të Politikave me Shumë Agjentë (MAPPO). Për disa kushte trafiku, kjo qasje, e testuar në platformën SUMO, tejkaloi metodat konvencionale, sidomos në përmirësimin e shpejtësisë mesatare në autostradë dhe reduktimin e gjatësisë së radhës në rampë.

Kërkime të mëtejshme mbi metodat e koordinuara të menaxhimit të rampave të bazuara në Mësimin Përforcues me shumë agjentë gjenden në Tan et al. (2020), ku theksohen përfitimet e kësaj qasjeje për të përballuar jolinearitetin dhe pasigurinë e lartë të sistemit të autostradave. Autorët sugjerojnë sisteme kontrolli që stabilizojnë trafikun në korsinë kryesore dhe balancojnë ngarkesën në rampat hyrëse.

Hou et al. (2021) kanë shqyrtuar tre algoritme të Mësimi Përforcues-Optimizim i afërt i politikës së veprimit (PPO), Rrjeti i Thellë Q me Arkitekturë Ape-X (DQN) dhe Model Aktor-Kritik asinkron i bazuar në avantazh (A3C)—për të përmirësuar menaxhimin e rampave duke rritur shpejtësinë mesatare, rrjedhën, kursimin e energjisë dhe reduktimin e emetimeve. Modeli dallohet për aftësinë e saj për t'u përshtatur me kushte të ndryshme trafiku pa pasur nevojë për njohuri paraprake mbi parametrat apo modelet e trafikut. Po ashtu, Xu et al. (2022) kanë prezantuar një metodë inteligjente të menaxhimit të rampave duke përdorur një Rrjet nervor i thellë për vlerësimin Q me mekanizëm të dyfishtë (DDQN) të integruar me përditësime në kohë reale nga sensorët. Kjo qasje përmirëson përfaqësimin e gjendjes së

trafikut dhe garanton optimizim në kohë reale të strategjive të hyrjes, duke rritur cilësinë e shërbimit në autostradë.

Metodat hibride (Amini et al., 2023; Jin et al., 2024) që kombinojnë mësimin automatik me teknika tradicionale të kontrollit kanë treguar potencial të lartë. Jin et al. (2024) kanë propozuar një model të mëimit përforcues-eMPC për menaxhim lokal të rampave, duke integruar një agjent të mëimit përforcues për aktivizimin e bazuar në ngjarje me një sistem Parashikues të Bazuar në Model (MPC) për optimizimin e rrjedhës. Ndërsa Amini et al. (2023) kanë kombinuar modelimin me harta njohëse të paqarta (FCM) i kombinuar me të mësuarin Q për të adresuar vendimmarrjen nën pasiguri të lartë. Metoda hibride përmirëson shfrytëzimin e kapacitetit të rrugës dhe parandalon formimin e bllokimeve.

Qasjet e bazuara në modele që përdorin modelim parashikues të avancuar dhe teknika optimizimi kanë kontribuar gjithashtu në menaxhimin e koordinuar të rampave. Heshami and Kattan (2021) kanë paraqitur një arkitekturë të kontrollit parashikues të shpërndarë dhe stokastik që përdor filterin Kalman për të parashikuar në mënyrë specifike sipas korrive gjendjen e trafikut. Kjo qasje kombinon sjelljen probabilistike të bllokimeve me një mekanizëm negocimi i bazuar në teorinë e lojërave, duke mundësuar një menaxhim të drejtë dhe bashkëpunues ndërmjet disa kontrolluesve. Ndërkohë, Gu et al. (2023) kanë prezantuar një model të thellë Koopman, i cili përafrohet me dinamika jolineare të trafikut dhe integrohet në një skemë MPC për kontroll në kohë reale. Kjo metodë përmirëson rrjedhën e trafikut në simulime duke përdorur të dhëna të mësuara.

Së fundmi, hulumtimet e fundit janë përqendruar në skema kontrolli të koordinuara për rrjete në shkallë të gjerë. Një model që integron menaxhimin e rampave dhe kontrollin perimetrik për rrjetet rrugore urbane dhe autostrada është zhvilluar nga Hu and Ma (2024). Kjo skemë, e bazuar në të Mësuarit Përforcues të Thelluar (DRL), shfaq performancë të përmirësuar në situata reale dhe rrjete të mëdha.

4.1.3 Strategjitë e kontrollit në segmente

Strategjitë e kontrollit në segmente ofrojnë një alternativë ndaj menaxhimit të hyrjeve në autostradë, duke u fokusuar drejtpërdrejt në kushtet e trafikut në korsinë kryesore për të përmirësuar efikasitetin dhe sigurinë e autostradës. Këto nisma synojnë të standardizojnë rrjedhën e trafikut, të parandalojnë krijimin e ngarkesave dhe të ulin rrezikun e aksidenteve. Për më tepër, ato adresojnë edhe ngarkesat jo të qëndrueshme që shkaktohen nga aksidente apo kufizime të tjera të kapacitetit.

Metodologjitë më të zakonshme përfshijnë: kufizime të ndryshueshme të shpejtësisë për të menaxhuar rrjedhën e trafikut, dedikimin e korsi të veçanta për të rritur kapacitetin, dhe tabela elektronike për informimin e drejtuesve të mjeteve me mesazhe të rëndësishme. Edhe pse këto metoda janë të rëndësishme për menaxhimin e trafikut, ato nuk janë fokusi i këtij studimi. Prandaj, përmbledhja në vijim do të përshkruajë shkurtimisht studimet në këtë aspekt, ndërsa më shumë detaje mund të gjenden në Nelson et al. (2011), Pesti et al. (2008).

Kufizimet e Shpejtësisë Variabël

Kufizimet e Shpejtësisë Variabël (VSL) janë një metodë e dizajnuar për të përmirësuar rrjedhën e trafikut dhe sigurinë në rrugë duke modifikuar në mënyrë dinamike kufizimet e shpejtësisë të shfaqura në tabelat elektronike me mesazhe të ndryshueshme (VMS). Duke kontrolluar aktivisht shpejtësinë e automjeteve para se të arrijnë zonat e ngarkuara, VSL synon të qetësojë rrjedhën e trafikut, duke zvogëluar ndryshimet e papritura të shpejtësisë dhe ulur mundësinë e formimit të valëve të ndalimit dhe nisjes (stop-and-go) që shkaktohen nga ngarkesat.

Një klasifikim i hershëm i teknikave VSL është dhënë nga Hegyi (2004). Autori i ndan punimet në dy kategori, në varësi nëse qëllimi kryesor është menaxhimi i rrjedhës drejt korsisë kryesore apo harmonizimi i kushteve të trafikut. Në kategorinë e parë përfshihen punimet e Smulders (1990) dhe Smulders (1992), ku është studiuar ndikimi i aplikimit të kufizimeve të shpejtësisë me përdorimin e një strategjie kontrolli me vonesë, për të përmirësuar lëvizshmërinë në një segment të autostradës holandeze. Një studim tjetër në këtë kategori është ai i den Hoogen and Smulders (1994), që përdor sistemin rrugor holandez si një bazë krahasimi për të vlerësuar efikasitetin e metodave të kufizimeve të shpejtësisë në menaxhimin e rrjedhës së trafikut. Ndërkohë, Abdel-Aty et al. (2006) dhe Pasquale et al. (2018a) kanë demonstruar se pas aplikimit të VSL, niveli i sigurisë është përmirësuar ndjeshëm. Metodatat që synojnë harmonizimin e rrjedhave të trafikut zakonisht përfshijnë një ulje të lehtë të shpejtësisë mesatare, por ajo mbetet mbi shpejtësinë kritike — atë shpejtësi ku rrjedha maksimizohet. Si pasojë, këto vlerësime nuk tregojnë një përmirësim të rëndësishëm të efikasitetit të trafikut.

Në kategorinë e dytë, Hegyi (2004) dhe Hegyi et al. (2005b) kanë propozuar një metodë kontrolli optimal bazuar në MPC për të treguar përfitimet potenciale të kufizimeve të shpejtësisë variabël në minimizimin e kohës totale të udhëtimit. Duke modifikuar lidhjen midis densitetit dhe shpejtësisë, modeli METANET mund të përshtatet me kufizime të shpejtësisë që ndryshojnë sipas situatave në kohë reale. Kjo lejon strategjinë e kontrollit të menaxhojë më mirë rrjedhën e trafikut duke përshtatur kufizimet e shpejtësisë bazuar

në kushtet aktuale. Duke marrë parasysh parametra që lidhen me dinamikën e trafikut dhe përputhshmërinë e shoferëve, metoda e propozuar me bazë MPC maksimizon këto ndryshime në kufizimet e shpejtësisë për të reduktuar kohën totale në autostradë.

Një model VSL bazuar në ndryshimin e densitetit u propozua nga Chen et al. (2016) për të zbutur rreziqet e trafikut që përkeqësohen nga varianca e lartë e shpejtësisë dhe densiteti i parregullt në autostrada gjatë reshjeve. Qëllimi i këtij modeli është përmirësimi i sigurisë në kushtet e motit të keq, reduktimi i dallimeve të densitetit ndërmjet segmenteve dhe lehtësimi i rrjedhës së trafikut.

Të dy studimet, Kušić et al. (2016) dhe Lahmiss and Khatory (2020), përqendrohen në zbatimin e sistemeve të Kufizimeve të Shpejtësisë Variabël (VSL) në autostrada për të përmirësuar rrjedhën e trafikut, sigurinë dhe efikasitetin. Kušić et al. (2016) fokusohen tek autostradat urbane dhe balancat midis ndikimit mjedisor dhe uniformitetit të rrjedhës së trafikut, ndërsa Lahmiss and Khatory (2020) shqyrtojnë autostradat me shpejtësi të lartë, ku sfidat si ngarkesat, moti i paparashikueshëm dhe aksidentet janë të shpeshta.

Ghosh and Misra (2020) kanë prezantuar një kmodel për Sistemet Inteligjente të Transportit (ITS) për menaxhimin e trafikut urban, ku trafiku i paorganizuar dhe heterogjen e bën të pamundur përdorimin e metodave konvencionale. Sistemi i propozuar përdor Njësitë Inteligjente Anësore të Rrugës (RSU) për të kontrolluar trafikun dhe për të ndryshuar shpejtësinë e automjeteve bazuar në kushtet anësore të rrugës. Studimi tregon se ITS dhe VSL mund të përmirësojnë qarkullimin e automjeteve dhe të reduktojnë situatat e bllokimit gjatë orëve të pikut në zona urbane të ngarkuara.

Për të garantuar sigurinë e shoferëve dhe punëtorëve, nevojiten kufizime specifike shpejtësie në zonat e punës në autostrada. Në këtë kontekst, Seraj and Qiu (2017) kanë realizuar një analizë të ndikimit të VSL-ve gjatë punimeve natën në karakteristikat e shpejtësisë dhe përputhshmërinë me to. Studimi thekson ndikimin e rëndësishëm të këtyre kufizimeve në sjelljen e shpejtësisë, veçanërisht pranë zonave të ndërtimit, duke përdorur të dhëna nga segmentet e autostradës së Edmontonit.

Një fushë tjetër e rëndësishme e kërkimeve mbi VSL ka qenë përmirësimi i lëvizshmërisë së trafikut pranë pengesave. Zhang et al. (2018a) kanë inkorporuar linearizimin me feedback dhe Kontrollin Parashikues të Bazuar në Model (MPC) së bashku me kontrollin e ndryshimit të korsive për të zvogëluar reduktimet e kapacitetit të shkaktuara nga ndryshimet e paorganizuar të korsive. Ky model hibrid tregoi performancë superiore në simulime, duke rritur qëndrueshmërinë ndaj pasigurive të modelit dhe ndryshimeve në kërkesën e trafikut. Në mënyrë të ngjashme, D. Frejo and de Schutter (2018) kanë propozuar një kontrollues VSL me sinjalizim përpara bazuar në logjikë që parashikon dendësitë në ngushtica për të

parandaluar defektet. Ky kontrollues tregon performancë të qëndrueshme në skenarë të ndryshëm kërkesash kur u testua me modelin METANET, duke iu afruar ngushtë rezultateve të kontrollit optimal.

Për të shmangur bllokime të rënda në rrjetet e transportit të modeluara si sisteme dinamike të rrjedhës, studiuesit në Yazıcıoğlu et al. (2018) kanë shqyrtuar përdorimin e Kufizimeve të Shpejtësisë së Ndryshueshme (VSL) për menaxhimin e trafikut në shkallë rrjeti. Hulumtimi i tyre tregoi se VSL-të mund të parandalojnë bllokimet duke mbajtur rrjedhën në lidhjet rrugore nën kapacitet, veçanërisht në rastet kur ngarkesa trajtohet në mënyrë lokale përmes vendimeve të drejtimit.

Për shembull, Di Costanzo et al. (2020) kanë përdorur të dhëna në kohë reale nga detektorë rrethorë për të ndryshuar kufijtë e shpejtësisë në bazë të volumit të trafikut, ngarkesës dhe shpejtësisë mesatare në një segment autostrade në Napoli, Itali. Duke përdorur simuluesin mikroskopik të trafikut VISSIM, rezultatet tregojnë se zbatimi i VSL reduktoi variancën e shpejtësisë dhe përmirësojnë shpejtësinë mesatare dhe volumin e trafikut, duke rritur efikasitetin rrugor. Strategjia gjithashtu ul konsumin e karburantit dhe tregoi përfitime në menaxhimin e trafikut dhe mjedisit.

Në drejtim të optimizimit të mëtejshëm të VSL, Song and Wang (2019) kanë përdorur simulime në Aimsun për të propozuar një metodë dinamike të VSL bazuar në parashikimin në kohë reale të rrezikut të aksidenteve. Kjo qasje uli ndjeshëm kostot e vonesave dhe aksidenteve krahasuar me metodat tradicionale të kontrollit me cikël fiks. Në mënyrë të ngjashme, van de Weg et al. (2019a) kanë integruar VSL me menaxhimin e rampave në një skemë të Kontrollit Parashikues të bazuar në Model (MPC), duke ulur ngarkesën llogaritëse përmes parametrizimit të teknikave të kontrollit dhe duke optimizuar zonat me kufizime shpejtësie dhe normat e rampës, duke rritur kapacitetin rrugor.

Metoda SPERT (Sistem për Kontrollin e Kufizimeve të Shpejtësisë ndaj Bllokimeve të Rregullta në Trafik) (Frejo and De Schutter, 2019b) synon të thjeshtojë zbatimin e VSL pa humbur efikasitetin, duke u fokusuar në reagimin e sjelljes së drejtuesve për të menaxhuar bllokimet e përsëritura në mënyrë adaptive.

Punimet më të fundit për VSL përfshijnë Block and Stockar (2024); Deng and Zhou (2022); Du and Razavi (2022); Jin et al. (2023). Du and Razavi (2022) kanë prezantuar një sistem tolerues ndaj gabimeve për zonat e punimeve, që ruan performancën edhe në prani të defekteve të sensorëve. Deng and Zhou (2022) kanë aplikuar MPC në Sistemet Bashkëpunuese Mjet-Autostradë (CVHS), duke minimizuar kohën e udhëtimit dhe emetimet përmes parashikimit të rrjedhës. Këto studime përqendrohen në performancën e sistemit

rrugor nga këndvështrime të ndryshme: besueshmëria e sensorëve dhe optimizimi i bazuar në parashikim.

Jin et al. (2023) kanë zhvilluar një sistem të VSL në nivel korsie, të ndarë në segmente, me fokus në modifikimin e kufijve të shpejtësisë për secilën korsie në mënyrë të përshtatur. Në të kundërt, Block and Stockar (2024) kanë përdorur një qasje teorike me bazë modelin LWR, brenda një skeme kontrolli lineare, për të rregulluar profilet e dendësisë. Ndërsa Jin et al. (2023) kanë theksuar modifikime në nivel lokal (korsie), Block and Stockar (2024) kanë zbatuar metodologji të kontrollit për gjithë rrjedhën.

Potenciali i VSL për të ulur konsumin e energjisë, përmirësuar rrjedhshmërinë e trafikut dhe reduktuar ndotjen shqyrtohet në Li and Lasenby (2024); Othman et al. (2022, 2021). Li and Lasenby (2024) kanë aplikuar një skeme të Kontrollit Parashikues të bazuar në Model jolinear (NMPC) me modelin e transmetimit qelizor (CTM), duke theksuar uljen e konsumit të energjisë dhe kohës së udhëtimit. Othman et al. (2021) kanë krahasuar VSL me kontrollin e aksesit të sinjalizuar, duke treguar se VSL ka ndikim më të madh në efikasitetin energjetik. Othman et al. (2022) kanë kombinuar modele për konsumin e energjisë dhe emetimin e NOx me simuluesin SUMO, duke treguar se kontrollorët e tipit eco-VSL përmirësojnë shpërbërjen e bllokimeve dhe qëndrueshmërinë mjedisore. Ndërsa të gjitha këto punime përmirësojnë rrjedhën dhe ndikimin ekologjik, ato dallojnë në metodologjinë e tyre: disa i japin përparësi kursimit të energjisë, të tjerat menaxhimit të integruar të trafikut.

Shumë studime (Coppola et al., 2023; Li et al., 2019; Mao et al., 2022; Radhika et al., 2024) kanë hetuar efektivitetin e sistemeve me Kufizime të Shpejtësisë Variabël (VSL) në përmirësimin e rrjedhës së trafikut dhe sigurisë në mjedise me automjete të lidhura ose të ndryshme. Li et al. (2019) kanë propozuar një teknikë të re të Kontrollit Parashikues të Bazuar në Model (MPC) që përdor një bashkësi automjete të lidhura dhe autonome (CAV) për të zbutur valët e ngarkesës në autostrada me shumë korsie. E vlerësuar përmes simulimeve mikroskopike, kjo metodë redukton kohën totale të vonës me 3.7%, duke theksuar efektivitetin e kufizimeve të shpejtësisë në një kontekst të automjeteve të lidhura. Po ashtu, Coppola et al. (2023) kanë prezantuar një sistem VSL të bazuar në logjikën fuzzy që përdor të dhëna nga detektorët e lakut për të rregulluar kufijtë e shpejtësisë në kohë reale. Rezultatet tregojnë përmirësim të efikasitetit rrugor përmes uljes së ndryshueshmërisë së shpejtësisë, rritjes së shpejtësisë mesatare dhe kapacitetit të kalimit, si dhe uljes së konsumit të karburantit.

Mao et al. (2022) kanë vënë në dukje një zonë të kontrollit të ndryshueshëm të VSL në një mjedis të lidhur, ku zona e kontrollit modifikohet dinamikisht përmes një versioni të përmirësuar të Modelit të Transmetimit Qelizor (CTM) dhe një MPC-je të bazuar në

algoritmin gjenetik. Kjo metodë zbut valët goditëse në trafik dhe tregon përparësi ndaj sistemeve tradicionale VSL që nuk kanë fleksibilitet zonash kontrolli. Edhe pse nuk merret drejtpërdrejt me VSL në kuptimin klasik, Radhika et al. (2024) kanë prezantuar një sistem dinamik të kontrollit të shpejtësisë të bazuar në teknologjinë e radiofrekuencës, i cili modulon shpejtësinë në zona me përparësi të lartë si shkolla apo spitale. Sistemi përfshin prioritizimin e automjeteve emergjente dhe modifikimin automatik të sinjalistikës rrugore. Këto studime pasqyrojnë trendin në rritje të integritit të automjeteve të lidhura, të larmishme dhe elektrike në strategjitë VSL për optimizimin e rrjedhës së trafikut, rritjen e sigurisë dhe reduktimin e ndikimeve mjedisore.

Përfshirja e metodave të të Mësuarit përforcues (RL) ka treguar potencial në optimizimin e sistemeve VSL, duke përcaktuar kufijtë idealë të shpejtësisë për të minimizuar kohën e udhëtimit dhe për të përmirësuar sigurinë rrugore. Disa studime kanë propozuar teknika të ndryshme të RL për zbatimin e VSL, me theks në Q-learning, sistemet e shpërndara të të Mësuarit Përforcues (DRL), dhe teknika të Mësimi të Thellë Përforcues (DRL).

Një qasje e spikatur konsiston në përdorimin e të Mësuarit-Q për kontrollin e kufijve të shpejtësisë në nyjet problematike të autostradave për të reduktuar kohën e udhëtimit. Një agent offline i bazuar në Q-learning përcakton kufijtë optimalë të shpejtësisë në funksion të kushteve të trafikut, duke synuar optimizim afatgjatë të sistemit. Efikasiteti i kësaj metode është vlerësuar përmes një versioni të modifikuar të modelit të transmetimit qelizor (CTM) për një nyje të përsëritur autostrade dhe është krahasuar me zgjidhje tradicionale me feedback (Li et al., 2017). Në një qasje tjetër, të Mësuarit-Q integrohet me teknologjinë automjet-infrastrukturë (V2I) në një sistem kontrolli me shumë agentë për VSL, që synon të ruajë dendësinë e trafikut në nivelet kritike dhe të minimizojë ndryshimet e shpejtësisë midis segmenteve ngjitur. Rezultatet tregojnë se kjo qasje redukton ndjeshëm kohën totale të udhëtimit dhe përmirëson kapacitetin e shkarkimit të nyjeve, duke ulur gjithashtu rrezikun e përplasjeve në pjesën e pasme të automjeteve (Wang et al., 2019a).

Në një studim alternative, përdorimi i një sistemi me shumë agentë dhe RL për kontrollin e VSL propozohet si një mënyrë për të shmangur ndërprerjet në rrjedhën e trafikut të shkaktuara nga sistemet me një agent të vetëm. Në skenarë me kërkesë dinamike dhe statike të trafikut, prezantohet një algoritëm i ri të Mësuarit-W që përmirëson parametrat e trafikut, si koha totale dhe mesatare e udhëtimit, përmes kontrollit të dy segmenteve rrugore në pjesën e sipërme. Implementimi i sistemeve me shumë agentë mundëson një kalim më të butë të kufijve të shpejtësisë, duke shmangur ndryshimet e papritura të shpejtësisë dhe pasojat e tyre si bllokimet (Kušić et al., 2020). Përmes koordinimit të agentëve, ky sistem i bazuar në

RL për VSL përmirëson menaxhimin e trafikut në zona të ngarkuara të autostradave, duke ndërtuar mbi hulumtime të mëparshme.

Për më tepër, potenciali i të Mësuarit të Thellë Përforsues (DRL) në kontrollin e Kufizimeve të Shpejtësisë Variabël (VSL) është eksploruar gjerësisht. Rrjetet e thella Q (DQN) janë përdorur për të përafëruar funksionin Q në kontrollin e VSL, duke kapërcyer vështirësitë që lidhen me përfaqësimin dhe eksplorimin e hapësirave të mëdha gjendje-veprim. Kjo qasje është zbatuar në autostrada urbane, ku gjendja e automjeteve monitorohet në nivel mikroskopik dhe një funksion i ri shpërblimi është propozuar për të parandaluar luhatjet e shpeshta të kufijve të shpejtësisë ndërmjet intervaleve kohore (Gregurić et al., 2020). Përdorimi i DRL në kontrollin e VSL rrit shkallëzueshmërinë dhe përshtatshmërinë e sistemit, duke përmirësuar performancën e të nxënit në skenarë kompleksë të trafikut.

Gjithashtu, të Mësuarit Transferues është aplikuar në sistemet VSL për të rritur aftësinë e përshtatjes ndaj kushteve të ndryshme të trafikut. Konkretisht, përdorimi i Rrjeteve Neurale të Thella Q me Strukturë të Dyfishtë (DDQN) i integruar me algoritme të të Mësuarit Transferues i lejon agentit kontrollues të VSL të shfrytëzojë njohuritë e fituara në një situatë burimore për t'i zbatuar në disa skenarë të ndryshëm, përfshirë mbikalimin e shpejtësisë, motin ekstrem dhe reduktimin e kapacitetit rrugor. Kjo metodë ka treguar se ul ndjeshëm kohën e udhëtimit dhe e redukton kohën e stërvitjes me mbi 30% krahasuar me të mësuarit nga e para (Ke et al., 2021).

Përfshirja e Automjeteve të Lidhura dhe Autonome (CAVs) në sistemet e kontrollit të VSL të bazuara në të Mësuarit Përforsues sjell përfitime të konsiderueshme. Këto automjete, të pajisura me njësi të brendshme komunikimi (OBUs), ndërveprojnë me njësi të vendosura përgjatë rrugës (RSUs), duke siguruar respektimin e kufijve të përcaktuar të shpejtësisë. Një sistem kontrolli i VSL i bazuar në Q-learning, i integruar me automjete CAV, ka treguar përmirësim të kohës së udhëtimit dhe reduktim të nevojës për menaxhim të pavarur të VSL në kushte të ndryshme të trafikut. Me rritjen e përhapjes së CAV-ve, nevoja për kontrolle shtesë VSL bie ndjeshëm, duke dëshmuar se CAV-të mund të rrisin ndjeshëm efikasitetin e sistemeve të menaxhimit të trafikut të bazuar në RL (Vrbanić et al., 2021, 2022).

Studimet më të fundit mbi kontrollin e VSL me bazë në të Mësuarin Përforsues (Chen et al., 2023a; Li and Lasenby, 2024; Lin et al., 2023a; Zhang et al., 2023c) kanë zhvilluar metoda të ndryshme për optimizimin e rrjedhës së trafikut, përmirësimin e sigurisë dhe menaxhimin e sistemeve të mëdha. Këto punime përdorin teknika të avancuara si të Mësuarin Përforsues të Thellë (DRL), të Mësuarin Përforsues me Shumë Agjentë (MARL) dhe modele hibride për të adresuar sfida të ndryshme të kontrollit të trafikut.

Chen et al. (2023a) kanë integruar Algoritmin e Politikës së Thellë të Përcaktuar me Dy Vlerësues dhe Përditësim të Vonuar (TD3) në teknikat e kontrollit të VSL për zonat e bashkimit në autostrada. Ata propozojnë kufizime specifike të shpejtësisë për secilën korsë dhe përdorin një hapësirë veprimesh të vazhdueshme të hartuar në veprime diskrete, për të optimizuar ekuilibrin hyrje-dalje dhe për të përmirësuar rrjedhën e trafikut. Kjo qasje thekson përdorimin e arkitekturës aktor-kritik për ndërtimin e rregullave të kontrollit të bazuara në të dhëna reale të trafikut.

Në një drejtim tjetër, Zhang et al. (2023c) kanë propozuar një metodologji me shumë agentë (Të Mësuarit e Përforsuar me Shumë Agjentë - MARL) të ndërtuar posaçërisht për menaxhimin e sistemeve të mëdha VSL. Ata e modelojnë problemin si një lojë Markov për shumë agentë dhe përdorin të dhëna reale nga autostradat për të shkallëzuar sistemin përgjatë korridoreve të gjera. Në dallim nga metoda TD3, kjo qasje mbështetet në ndarjen e parametrave mes agentëve për të mbuluar zona të mëdha, me synim zvogëlimin e luhatjeve të shpejtësisë dhe rritjen e sigurisë dhe mobilitetit.

Nga ana tjetër, Lin et al. (2023a) janë fokusuar në situatat e trafikut të përzier (me CAV dhe automjete me drejtim njerëzor). Ata integrojnë Rrjetet me Vëmendje në Graf (GAT) me Rrjetet e Thella Q (DQN) për të përmirësuar vendimmarrjen e automjeteve në kontrollin e VSL, duke përdorur një teknikë evolucionare për optimizimin e kufijve të shpejtësisë. Ndërsa, Li and Lasenby (2024) kanë prezantuar një paradigmë hibride të quajtur I2A për kontrollin e VSL, e cila kombinon të nxënit përforsues pa model me mekanizma të "imagjinatës". Në mjedise me modele të papërsosura të trafikut, I2A përdor trajektore të imagjinuara për të përmirësuar vendimmarrjen në kohë reale.

Ndërrimi i korsive dhe tabelat me mesazhe të ndryshueshme

Tabelat me mesazhe të ndryshueshme (VMS) dhe strategjitë e kontrollit të korsive përdoren shpesh për të zbutur bllokimet e paparashikuara, të cilat mund të shkaktohen nga ngjarje të papritura si aksidente, mot i keq apo mirëmbajtje rruge. Këto teknika synojnë të paralajmërojnë drejtuesit për rreziqe të mundshme, si ngarkesa apo bllokime trafiku, ose të devijojnë qarkullimin për të përmirësuar efikasitetin dhe për të minimizuar vonesat. Mjetet më të përdorura përfshijnë tabelat statike, panelet me mesazhe të ndryshueshme (VMS) dhe sistemet e kontrollit të korsive, secili duke përmbushur një funksion të veçantë në përmirësimin e menaxhimit të trafikut.

Tabelat statike informojnë drejtuesit për të dhëna të rëndësishme mbi trafun, si kufizimet në përdorimin e korsive ose ndalesat për lloje të caktuara automjesh (p.sh., kamionë apo mjete të mëdha). Gjithashtu, ato njoftojnë mbi punime rrugore, formimin e radhëve

dhe ngarkesën në trafik. Megjithatë, efektiviteti i tyre kufizohet nga fakti që nuk mund të përshtaten me kushtet në kohë reale.

Panelet me mesazhe të ndryshueshme (VMS) përdoren për të reaguar ndaj ndryshimeve të menjëhershme në rrjedhën e trafikut. Këto panele dinamike mund të shfaqin mesazhe kritike, përfshirë rregullime të shpejtësisë, mbyllje korsish apo paralajmërime për aksidente, duke ofruar reagim të menjëhershëm mbi kushtet rrugore. Duke transmetuar mesazhe të personalizuar sipas situatës në terren, VMS ofron një zgjidhje të gjithanshme për drejtimin e fluksit të trafikut dhe zbutjen e bllokimeve.

Një nga mënyrat më efektive për të rritur kapacitetin e rrugëve është menaxhimi i përdorimit të korsive. Në vende si Holanda dhe Gjermania, korsitë anësore (krahët e rrugës) hapen në orët e pikut për të përballuar fluksin. Aktivizimi apo mbyllja e këtyre korsive shoqërohet me njoftime përmes VMS, që gjithashtu shfaqin kufijtë e rekomanduar të shpejtësisë. Kjo strategji ka potencial të konsiderueshëm për të përmirësuar rrjedhshmërinë e trafikut në periudha ngarkese të lartë.

Një tjetër formë menaxhimi të korsive është dedikimi i tyre për kategori të caktuara automjesh. Në këtë rast, korsitë anësore rezervohen për mjete të rënda ose për transport publik, për të reduktuar ngarkesën dhe për të përmirësuar qarkullimin, veçanërisht në rrugë të përziera me tipe të ndryshme automjesh.

Për të ruajtur stabilitetin në trafik, në disa rajone zbatohet politika “qëndro në korsinë tënde”. Kur kjo udhëzim shfaqet në VMS, inkurajon drejtuesit të mos kalojnë nga një korsi në tjetrën. Kjo praktikë përmirëson sigurinë dhe parandalon përhapjen e bllokimeve nga një korsi në tjetrën.

Një strategji më e avancuar e menaxhimit të trafikut përfshin teknologjitë e shpërndarjes së informacionit, të cilat informojnë drejtuesit mbi situata të reja në rrugë. Sistemet Aktive të Paralajmërimit përdorin një kombinim të sensorëve dhe VMS për të njoftuar drejtuesit mbi rreziqe potenciale si aksidente, bllokime rrugore ose ndryshime të papritura në mot. Panelet e Paralajmërimit të Shpejtësisë, të integruara me radarë, identifikojnë ngarkesën në rrugë apo vonesat dhe paralajmërojnë drejtuesit të rregullojnë shpejtësinë, duke shmangur aksidentet dhe duke ndihmuar rrjedhshmërinë.

Një metodë premtuese për menaxhimin e trafikut në afërsi të mbylljeve të korsive është strategjia “bashkimi i hershëm”. Kjo strategji udhëzon drejtuesit të kalojnë në korsinë e hapur sa më herët të jetë e mundur, para se të arrihet në pikën e mbylljes. Kjo mund të realizohet në dy mënyra: përmes pikave të parapërcaktuara të bashkimit, ose në mënyrë dinamike përmes matjeve në kohë reale që përcaktojnë pikën e bashkimit sipas gjendjes së

trafikut. Kjo teknikë është veçanërisht e dobishme në zona me trafik të ngarkuar dhe ofron fleksibilitet më të madh në menaxhimin e rrjedhës.

4.1.4 Kontrolli i integruar

Shumë studime janë përqendruar në integrimin hibrid të Kontrollit të Hyrjeve të Rampave (RM) dhe Kufizimeve të Shpejtësisë Variabël (VSL) për të përmirësuar rrjedhën e trafikut në zhvillimin e sistemeve të integruara të kontrollit për autostradat. Këto sisteme synojnë të harmonizojnë përfitimet e të dyja strategjive duke marrë parasysh dinamikën e veçantë të trafikut në autostrada, përfshirë klasat e ndryshme të mjeteve dhe optimizimin në kohë reale.

Një temë e përsëritur në këto kërkime është përdorimi i Kontrollit Parshikues të Bazuar në Model (MPC), i cili optimizon operacionet e kontrollit brenda një horizonti të kufizuar parashikimi, duke marrë parasysh kufizimet e RM dhe VSL. Për shembull, skema e kontrollit nga Caligaris et al. (2007) përdor një model trafiku me shumë klasa, që ndan mjetet në kategori të shpejta dhe të ngadalta, duke aplikuar veprime kontrolli të ndryshme për secilën. Strategjia e Caligaris et al. (2008) simulon veçmas automjetet e lehta dhe automjetet e rënda, duke përdorur më pas MPC për të përcaktuar kufijtë optimalë të shpejtësisë dhe normat e hyrjes nga rampat.

Kërkime të tjera si Hajiahmadi et al. (2016) e kanë zgjeruar përdorimin e MPC me optimizim në kohë reale për rrjete të mëdha autostradash, duke modifikuar Modelin e Transmetimit të Lidhjeve (LTM) për të përfshirë RM dhe VSL. Ky sistem, me efikasitet të lartë llogaritës dhe objektiv reduktimin e kohës së udhëtimit, përdoret për menaxhimin në kohë reale të rrjeteve të trafikut.

Po ashtu, Iordanidou et al. (2016) kanë propozuar një qasje të integruar të bazuar në reagim të shpejtë (feedback) për të bashkërenduar RM dhe VSL në pika të ndryshme kufizuese, me synimin të maksimizohet kapaciteti dhe të minimizohen vonesat.

Studime të tjera si Zu et al. (2018) dhe Wu and Chen (2018) përdorin algoritme MPC për të menaxhuar RM dhe VSL njëkohësisht, me objektiv reduktimin e Kohës Totale të Udhëtimit (TTT) dhe përmirësimin e efikasitetit të rrjetit. Zu et al. (2018) kanë përdorur funksionin e Moskowitz për të parashikuar dendësinë e trafikut dhe e formulon problemin si një programim kuadratik me variabla diskrete, ndërsa Wu and Chen (2018) kanë propozuar një qasje optimizimi që trajton VSL dhe RM bashkërisht për të përmirësuar sigurinë dhe rrjedhshmërinë.

Studimi i He et al. (2024) përmirëson skemat ekzistuese duke u fokusuar në trafikun e përzier, përfshirë mjete të zakonshme (RV) dhe mjete të lidhura (CV), dhe propozon tre

strategji VSL-RM që reduktojnë probabilitetin e aksidenteve dhe bllokimeve duke përdorur një version të përmirësuar të modelit METANET.

Në kundërshtim me skemat e bazuara në MPC, Zhang and Wang (2019) kanë eksploruar një metodë të kontrollit me reagim proporcional-integral (PI) në kufijtë e sistemit, duke përdorur modelin e rrjedhës së trafikut Aw-Rascle me invariante të Riemann-it. Kjo metodë fokusohet në stabilizimin përmes reagimit dhe trajtimin e shqetësimeve nën pasiguri në kërkesën e trafikut.

Studimet e Frejo and De Schutter (2021a,b) prezantojnë metodën e Kontrollit të Rrjedhës së Trafikut të Bazuar në Logjikë (LB-TFC) për kontroll të kombinuar RM dhe VSL, që modifikon dinamikisht normat e RM dhe VSL bazuar në parashikimin e densitetit në nyje. Kjo qasje me strukturë të tipit "feed-forward" ka treguar performancë më të mirë se metoda klasike si MTFC + PI-ALINEA.

Ndryshe nga këto qasje, Xie et al. (2019) kanë përdorur optimizim PSO me Shumë Objektiva për të përmirësuar njëkohësisht rrjedhshmërinë, sigurinë dhe emetimet, duke përdorur të dhëna reale nga një segment autostrade.

Për të ulur ngarkesën llogaritëse, van de Weg et al. (2019b) kanë prezantuar një MPC të parametrizuar, që optimizon RM dhe VSL pa kërkuar burime të mëdha kompjuterike. Po ashtu, Tabadkani Aval et al. (2019) zbatojnë Të Mësuarin Përforcues i Bazuar në Gjurmët e Përshtatshmërisë (ETRL) për të bashkërenduar RM dhe VSL, duke demonstruar përdorimin e Mësimit Automatik në kontrollin hibrid.

Qasje të tjera si ajo e Chavoshi and Kouvelas (2020b) kanë përdorur Kontrollin Parashikues i Bazuar në Model jolinear (NLMPC), duke modifikuar METANET për të përballuar reduktime korsish dhe kufizime fizike, ndërsa konvertojnë problemet e Programimit Jolinear të Përzier (MINLP) në ato më të thjeshta (NLP), duke i bërë më të aplikueshme në rrjete të mëdha.

Qasje të avancuara përfshijnë edhe integrimin e kontrollit të ndryshimit të korsive me Menaxhim të Hyrjeve në autostradë përmes Rampave, veçanërisht në kontekstin e automjeteve të lidhura dhe autonome. P.sh., Tajdari et al. (2022b) kanë propozuar një strategji të integruar kontrolli me reagim, që lidh ramp metering-in tradicional me kontrollin e ndryshimit të korsisë, duke përdorur një rregullator LQI dhe një algoritëm kërkimi ekstrem për të përcaktuar pikësynimet optimale. Studimi vijues Tajdari et al. (2022a) përmirëson këtë metodë me një mekanizëm anti-ngopjeje për të përmirësuar rrjedhën në kushte trafiku të përzier.

Studime si Kontorinaki et al. (2019) kanë prezantuar një skemë kontrolli adaptiv jolinear, që integron Menaxhimin E Hyrjeve në autostradë përmes Rampave dhe kontrollin e fluksit në boshtin kryesor të rrugës, me fokus në stabilizimin e trafikut në prani të nyjeve dhe

menaxhimin e vonesave në rampa. Po ashtu, Yu et al. (2019) kanë propozuar një skemë optimale të integruar, që trajton drejtpërdrejt fenomenin e rënies së kapacitetit në nyje, ndërsa Ghiasi et al. (2018) kanë prezantuar një sistem dinamik sinjalizimi që kombinon Menaxhimin E Hyrjeve në autostradë përmes Rampave me menaxhim sinjalizimi në krahun kryesor, duke parashikuar radhët në dalje dhe duke ndërhyrë vetëm brenda kufijve të sigurisë.

4.2 Përfundime

Ky kapitull ka shqyrtuar zhvillimet në sistemet e kontrollit të trafikut, me theks të veçantë te menaxhimi i hyrjes në autostradë përmes rampave (RM), kufizimet e shpejtësisë Variabël (VSL), strategjitë e menaxhimit të korsive dhe skemat hibride të kontrollit. Të kombinuara, këto metoda synojnë të rrisin sigurinë, të reduktojnë ndikimet mjedisore dhe të përmirësojnë rrjedhën e trafikut.

Menaxhimi i hyrjes në autostradë përmes rampave (RM) është dëshmuar si një strategji kyçe për përmirësimin e performancës së autostradave dhe për lehtësimin e bllokimeve. Zbatimet fillestare ishin të bazuara në algoritme me kohë të fiksuar, të cilat kishin fleksibilitet të kufizuar ndaj kushteve të ndryshueshme të trafikut. Me kalimin e kohës, përmes qasjeve të ndjeshme ndaj trafikut, sistemi i menaxhimit të hyrjes ka arritur të përshtatet në mënyrë dinamike në bazë të matjeve në kohë reale të rrjedhës dhe dendësisë së trafikut. Këto zhvillime kanë përmirësuar ndjeshëm aftësinë për të parandaluar nyjet e bllokimit dhe për të ruajtur kushte më efektive në rrugët pas pikave të hyrjes.

Përmirësimet të mëtejshme janë arritur me integrimin e teknikave parashikuese të kontrollit, si Kontrolli Parashikues i Bazuar në Model (MPC), i cili lejon rregullime proaktive bazuar në parashikimin e kushteve të ardhshme të trafikut. Kjo aftësi parashikuese mundëson koordinim efektiv me masa të tjera menaxhimi, siç janë sistemet VSL, dhe përdorim më efikas të kapaciteteve rrugore të disponueshme.

Menaxhimi i trafikut në autostrada është avancuar më tej përmes VSL-ve, duke kaluar nga kufizime uniforme të shpejtësisë në kontrole specifike për çdo kors. Kur këto sisteme kombinohen me menaxhimin e hyrjes përmes rampave, ato krijojnë efekte sinergjike, duke siguruar shpërndarje më të barabartë të trafikut dhe reduktim të mundësive për mbingarkesa. Qasjet hibride, që integrojnë kufizimet e shpejtësisë, hyrjet në autostradë dhe menaxhimin e korsive, kanë rezultuar veçanërisht të suksesshme në përballimin e kompleksiteteve të sistemeve moderne të trafikut, duke mundësuar kontroll të koordinuar që balancon me efektivitetet kërkesën dhe kapacitetin rrugor.

Përveç përmirësimit të efikasitetit të trafikut, kërkimet e fundit kanë vendosur në qendër të vëmendjes edhe qëndrueshmërinë e sistemeve të kontrollit. Qasjet me tolerancë ndaj defekteve janë thelbësore për garantimin e funksionimit të besueshëm edhe në rast të dështimit të sensorëve ose mospërputhjes së të dhënave.

Në përfundim, metodologjitë e trajtuara në këtë kapitull reflektojnë një kalim drejt strategjive më parashikuese dhe adaptive të kontrollit të trafikut, me menaxhimin e hyrjes përmes rampave që shfaqet si komponenti kyç në menaxhimin e dinamikës së autostradave. Integrimi i vazhdueshëm i teknikave të avancuara të kontrollit dhe qasjeve hibride thekson potencialin për sisteme më efikase dhe më të qëndrueshme të menaxhimit të trafikut.

Kapitulli 5

Menaxhimi parashikues i hyrjeve në autostrada

Ky kapitull paraqet strategji të reja për menaxhimin e hyrjeve në autostrada, të cilat integrojnë modele të mësimit automatik të udhëhequra nga parimet e fizikës në menaxhimin e trafikut në autostrada. Këto taktika ndërtohen mbi modelet parashikuese të trafikut të zhvilluara në Kapitullin 3.

Qëllimi kryesor është përmirësimi i kontrolluesit klasik ALINEA për menaxhimin e hyrjeve në autostrada, duke shfrytëzuar aftësitë parashikuese të modelit LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës.

Në fillim të kapitullit jepet një përmbledhje e shkurtër e kontrolluesit klasik ALINEA, i cili shërben si bazë për përmirësimet e propozuara. Më pas prezantohen tregues të rëndësishëm të performancës për vlerësimin e skemave të kontrollit të trafikut, me qëllim ofrimin e një kornize vlerësimi të qëndrueshme dhe të besueshme.

Për më tepër, paraqiten dy kontrollues të rinj: një kontrollues Lokal Parashikues ALINEA për menaxhimin e rampave hyrëse në autostrada në mënyrë të pavarur nga njëra tjetra, dhe një kontrollues të Koordinuar Parashikues ALINEA për menaxhimin e rampave hyrëse në autostrada në mënyrë të koordinuar me njëra tjetrën.

Duke përdorur parashikime afatshkurtra të dendësisë së trafikut në segmentin pas një pike hyrëse të vetme, Kontrolluesi Lokal Parashikues ALINEA arrin të parandalojë dhe zbusë bllokimet, duke përmirësuar vazhdimisht hyrjet e kontrolluara të trafikut. Kjo metodë është veçanërisht e përshtatshme për skema kontrolli të shpërndara dhe karakterizohet nga efikasitet i lartë llogaritës.

Kontrolluesi i Koordinuar Parashikues ALINEA e zgjat këtë koncept në nivel rrjeti, duke koordinuar në mënyrë dinamike disa pika hyrëse dhe duke marrë parasysh kërkesat

hapësinore dhe kohore të trafikut në rampat hyrëse fqinje. Për të maksimizuar performancën në të gjithë sistemin, kjo qasje e koordinuar shfrytëzon si parashikimet lokale ashtu edhe ato të rampave fqinje të trafikut.

5.1 Kontrolluesi ALINEA

Siç përmendet në Seksionin 4.1.1, ALINEA është një kontrollues i tipit I me rikthim (feedback), i paraqitur nga Papageorgiou et al. (1991, 2007), i projektuar posaçërisht për menaxhimin e hyrjeve në autotradë. Qëllimi i ALINEA-s është të rregullojë fluksin hyrës nga rampat e sipërme duke përdorur dendësisë e matur në afërsi të rampës. Zona ku ka më shumë gjasa të shfaqet bllokimi i parë përkon me zonën e përcaktuar për zbatimin e ALINEA-s.

Ky kufizim i fluksit hyrës realizohet duke synuar një vlerë specifike të dendësisë së trafikut në pjesën poshtë rampës së kontrolluar. Në shumicën e rasteve, kjo vlerë e synuar është e fiksuar në dendësinë kritike, pra dendësia ku rrjedha e trafikut është maksimale. Për të ruajtur rrjedhshmërinë dhe stabilitetin e trafikut dhe për të shmangur bllokimet, ALINEA synon të mbajë dendësinë pranë kësaj vlere kritike.

Kontrolluesi ALINEA funksionon përmes një mekanizmi rikthimi që ndryshon vazhdimisht normën e lejuar të hyrjes nga rampa, në varësi të dendësisë së trafikut në pjesën poshtë rampës, e cila matet në kohë reale. Norma e lejuar për hyrje përditësohet duke matur dendësinë në çdo hap kohor dhe duke e krahasuar me dendësinë e dëshiruar. Kjo metodë e thjeshtë, por efektive, i mundëson ALINEA-s të reagojë në mënyrë dinamike ndaj ndryshimeve të kushteve të trafikut për të mbajtur autostradën funksionale në nivele të ndryshme kërkesë.

Duke marrë në konsideratë një segment i që ka një rampë me kontroll menaxhimi hyrjeje, rregulli i kontrollit ALINEA, për çdo hap kohor k , $k = 1, \dots, K$, shprehet si më poshtë:

$$\tilde{r}_i(k+1) = r_i(k) + K_r(\hat{\rho}_i - \rho_i(k)) \quad (5.1)$$

Këtu, $\tilde{r}_i(k)$ përfaqëson fluksin e lejuar të hyrjes nga rampa që do të bashkohet me trafikun kryesor në hapin e ardhshëm kohor, $r_i(k)$ është fluksi aktual i hyrjes nga rampa në hapin kohor aktual, K_r është parametri i fitimit të kontrollit, $\hat{\rho}_i$ paraqet dendësinë e synuar për pjesën poshtë rampës, ndërsa $\rho_i(k)$ është dendësia e vëzhguar e trafikut në këtë zonë në hapin kohor k .

Fluksi i rregulluar nga rampa kufizohet nga ekuacioni (5.2), i cili, në hapin kohor k , ku $k = 1, \dots, K$, dhe për segmentin i , shprehet si më poshtë:

$$r_i(k) = \min \left\{ d_i(k) + \frac{l_i(k)}{T}, \tilde{r}_i(k), r^{\max}, r^{\max} \frac{\rho^{\max} - \rho_i(k)}{\rho^{\max} - \rho^{\text{cr}}} \right\} \quad (5.2)$$

5.2 Treguesit e performancës së kontrolluesve të trafikut

Vlerësimi i performancës së kontrolluesve të trafikut është thelbësor për të përcaktuar efektivitetin e tyre në përmbushjen e objektivave të shumta të sistemeve bashkëkohore të menaxhimit të trafikut. Këto objektiva përfshijnë reduktimin e bllokimeve dhe vonesave, zbutjen e ndikimeve mjedisore, si dhe përmirësimin e sigurisë në rrjetet rrugore. Indikatorët e performancës ofrojnë masa të matshme që ndihmojnë në vlerësimin dhe krahasimin e strategjive të ndryshme të kontrollit, duke dhënë një pasqyrë të qartë mbi efektivitetin e tyre në përmirësimin e rrjedhës së trafikut, rritjen e sigurisë dhe uljen e ndikimeve negative në mjedis.

Rëndësia e vlerësimit të performancës është rritur ndjeshëm për shkak të kompleksitetit gjithnjë e më të madh të sistemeve të trafikut dhe integritit të teknologjive të avancuara, përfshirë Sistemet Inteligjente të Transportit (ITS) dhe mjetet e automatizuara të menaxhimit të trafikut, të cilat synojnë të optimizojnë rrjedhën e trafikut, të rrisin sigurinë dhe të minimizojnë ndikimet mjedisore.

Këta indikatorë ndahen shpesh në tre kategori kryesore: operacionale, mjedisore dhe të sigurisë. Indikatorët operacionale fokusohen në efikasitetin dhe rrjedhshmërinë e trafikut, ata mjedisore lidhen me ndikimin ekologjik të sistemeve të trafikut, ndërsa indikatorët e sigurisë vlerësojnë efektivitetin e masave për parandalimin e aksidenteve dhe uljen e rreziqeve. Në vijim paraqesim këto kategori dhe metrikat kryesore që i karakterizojnë.

1. Treguesit e Performancës Operacionale

Treguesit e Performancës Operacionale përqendrohen në efikasitetin e rrjedhës së trafikut dhe janë treguesit më të përdorur për të vlerësuar kontrolluesit e trafikut. Treguesit kryesorë përfshijnë:

- Koha Totale e Udhëtimit (TTT): Mat kohën totale të udhëtimit të të gjitha automjeteve brenda rrjetit, e llogaritur si:

$$TTT = T \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \lambda_i L_i \rho_i(k) \quad (5.3)$$

- Koha Totale e Pritjes (TWT): Tregon kohën që automjetet qëndrojnë në radhë në nyjet e origjinës dhe në rampat hyrëse, e llogaritur si:

$$TWT = T \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N l_i(k) \quad (5.4)$$

- Koha Totale e Kalimit (TTS): Paraqet kohën e përgjithshme të kaluar nga automjetet në rrjet duke kombinuar Kohën Totale të Udhëtimit dhe Kohën Totale të Pritjes:

$$TTS = TTT + TWT \quad (5.5)$$

- Distanca Totale e Udhëtuar (TTD): Tregon distancën totale të përshkuar nga të gjitha automjetet, e matur në kilometra-automjet, e llogaritur si:

$$TTD = T \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N L_i q_i(k) \quad (5.6)$$

- Shpejtësia Mesatare (MS): E shprehur në kilometra në orë, llogaritet si:

$$MS = \frac{TTD}{TTS} \quad (5.7)$$

- Vonesa: Mat kohën shtesë të udhëtimit që hasin automjetet krahasuar me kushtet e rrjedhjes së lirë, duke ndihmuar në identifikimin e pikave problematike të trafikut.
- Gjatësia e Radhës: Monitoron gjatësinë e radhëve të trafikut në kryqëzime dhe në rampa, duke ofruar informacion mbi zonat me ngarkesë.

2. Treguesit e Performancës Mjedisore

Me rëndësinë në rritje të qëndrueshmërisë, treguesit mjedisore po bëhen gjithnjë e më të rëndësishme në vlerësimin e kontrolluesve të trafikut. Disa prej tyre janë:

- Konsumi i Karburantit: Llogarit konsumin total të karburantit nga automjetet, i cili ndikohet nga efikasiteti i rrjedhës së trafikut.
- Emetimet e Gazrave Serë (GHG): Mat sasinë e dioksidit të karbonit dhe ndotësve të tjerë që çlirohen në atmosferë nga automjetet në lëvizje; thekson ndikimin e rrjeteve të transportit mbi biodiversitetin.
- Ciklet Ndalesë-Nisje: Monitoron shpeshtësinë e përshpejtimit dhe ngadalësimit, pasi një rrjedhë më e butë e trafikut redukton emetimet dhe konsumin e energjisë.

3. Treguesit e Performancës së Sigurisë

Qëllimi i treguesve të sigurisë është të vlerësojnë ndikimin e mundshëm të kontrol-luesve të trafikut në reduktimin e aksidenteve dhe përmirësimin e sigurisë rrugore. Këta përfshijnë:

- Pikat e Konfliktit: Analizon pikat e kryqëzimit ku automjetet kanë gjasa të përplasen, duke ndihmuar në parashikimin e rreziqeve të aksidenteve.
- Frekuenca e Aksidenteve: Ndjek shpeshësinë e incidenteve brenda rrjetit, duke ofruar një vlerësim të qartë të sigurisë.
- Koha deri në Përplasje (TTC): Një tregues sigurie që vlerëson kohën e mbetur përpara se dy automjete të përplasen, duke dhënë informacion mbi gjasat e aksidenteve.

4. Vlerësimi me Kritere të Shumta

Një qasje vlerësimi me kritere të shumta përdoret shpesh për shkak të objektivave të shumta të menaxhimit të trafikut. Treguesit e përbërë ose metodat e vlerësimit të peshuar bashkojnë shumë të dhëna, duke mundësuar një vlerësim gjithëpërfshirës të ndikimeve operationale, mjedisore dhe të sigurisë. Një kornizë optimizimi Pareto mund të përdoret për të zhvilluar zgjidhje që balancojnë objektiva të kundërta, si minimizimi i kohës së udhëtimit dhe reduktimi i emetimeve.

5.3 Kontrolluesi Lokal Parashikues ALINEA

Në këtë seksion prezantohet një kontrollues inovativ që zgjeron ALINEA-n duke integruar funksionalitete parashikuese të bazuara në parashikimet e gjendjes së ardhshme të trafikut, të gjeneruara nga modeli i trafikut LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës, i përshkruar në Seksionin 2.4.1.

Strategjia e propozuar e kontrollit është projektuar posaçërisht për një rampë hyrëse të vetme dhe shfrytëzon parashikimet e dendësisë së trafikut pas rampës. Kjo qasje e fokusuar ndërtohet mbi aftësitë parashikuese të modelit LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës, i cili kombinon saktësinë e lartë të parashikimit me kërkesa të ulëta për llogaritje. Integrimi i vlerave të parashikuara dhe të vlerësuara të dendësisë së trafikut në procesin e kontrollit, me peshë të përshtatshme, mundëson përmirësimin dinamik të gabimit të kontrollit dhe rregullimin në kohë reale të prurjes në rampë. Struktura e përgjithshme e kontrollit paraqitet në Fig. 5.1.

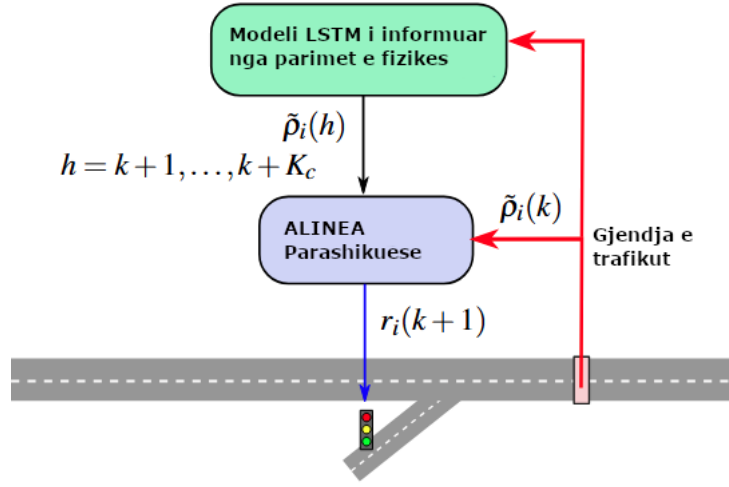


Figura 5.1 Skema e kontrollit të Kontrolluesit Lokal Parashikues ALINEA

Ligji i kontrollit ALINEA (5.1) modifikohet për të përfshirë një term parashikues të dendësisë, me qëllim që të shfrytëzohet gjendja e parashikuar e trafikut. Ekuacioni i dhënë mund të riformulohet si më poshtë:

$$\tilde{r}_i(k+1) = r_i(k) + K_r(\hat{\rho}_i - \rho_{i,\text{pred}}(k)) \quad (5.8)$$

Në këtë formulim, $\tilde{r}_i(k+1)$ përfaqëson prurjen e modifikuar në rampën hyrëse për hapin kohor pasardhës $k+1$, ndërsa $\rho_{i,\text{pred}}(k)$ shënon dendësinë e parashikuar pas rampës hyrëse. Kjo dendësi e parashikuar merr në konsideratë si të tashmen ashtu edhe të ardhmen e trafikut dhe llogaritet duke përdorur një metodë të zbutjes eksponenciale gjatë K_c hapave kohorë në të ardhmen, sipas mënyrës së mëposhtme:

$$\rho_{i,\text{pred}}(k) = \gamma \sum_{h=k}^{k+K_c-1} (1-\gamma)^{(h-k)} \tilde{\rho}_i(h) + (1-\gamma)^{K_c} \tilde{\rho}_i(k+K_c) \quad (5.9)$$

Këtu, vlerat e parashikuara të dendësisë së trafikut për seksionin i , të llogaritura nga modeli LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës, shënohen me $\tilde{\rho}_i(h)$, ku $h = k+1, \dots, k+K_c$. Në rastin kur $h = k$, kur të dhënat mungojnë ose janë të vonuara, $\tilde{\rho}_i(h)$ mund të jetë një vlerë e përafërt ose një matje e marrë në kohë reale. Ekuilibri midis ndikimit të vlerave aktuale dhe atyre të parashikuara të dendësisë përcaktohet nga parametri γ ($\gamma \in [0, 1]$).

Në mënyrë të veçantë, pesha është projektuar në mënyrë të tillë që:

$$\gamma \sum_{h=k}^{k+K_c-1} (1-\gamma)^{(h-k)} + (1-\gamma)^{K_c} = 1 \quad (5.10)$$

Kjo teknikë e peshimit i jep përparësi parashikimeve afatshkurtra duke i dhënë rëndësi më të ulët parashikimeve që bëhen për periudha më të largëta në të ardhmen.

Së fundi, fluksi në rampën hyrëse $r_i(k)$ përcaktohet në çdo hap kohor duke përdorur ekuacionin origjinal të ALINEA-s, ku $\rho_i(k)$ zëvendësohet me dendësinë e zbutur ose të parashikuar $\tilde{\rho}_i(k)$. Kjo metodë e integruar i lejon kontrolluesit të propozuar të modifikojë në mënyrë dinamike normat e fluksit në rampë sipas gjendjes së parashikuar të trafikut, duke siguruar kështu menaxhim efektiv të trafikut në autostradë dhe duke reduktuar ngarkesën dhe vonesat.

5.4 Kontrolluesi Lokal Parashikues ALINEA me Bazë AI – Rast studimi

Në këtë seksion prezantohet dhe diskutohen efektiviteti i kontrolluesit të propozuar lokal me bazë AI dhe parashikues ALINEA për rastin e një rrape të vetme.

Si rast studimi konsiderohet një segment autostrade, i paraqitur në 5.2, që lidh Roterdamin me Goudan (Holandë), në autostradën A20. Të dhënat janë mbledhur çdo minutë gjatë një periudhe prej 4 orësh në pikun e trafikut gjatë mëngjesit. Segmenti i autostradës që merret në konsideratë përfshin dy rampa hyrëse, dy rampa dalëse dhe një nyje ngushtimi midis dy rampave të para. Situata e trafikut konsiderohet me ngarkesë të lartë, siç tregohet nga sjellja e dendësisë së trafikut në Fig. 5.3. Ngarkesa fillon në seksionin 10 dhe përhapet prapa deri në seksionin 7.

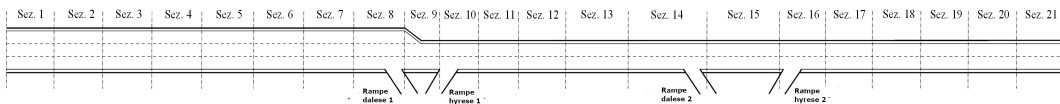


Figura 5.2 Segmenti i konsideruar i autostradës

Kontrolluesi Parashikues ALINEA i propozuar krahasohet me kontrolluesin e zakonshëm ALINEA për të vlerësuar performancën e tij. Të dy kontrolluesit janë krahasuar duke llogaritur Kohën Totale të Udhëtimit TTT , Kohën Totale të Pritjes TWT dhe Kohën Totale të Kalimit TTS , që është shuma e dy treguesve të mëparshëm.

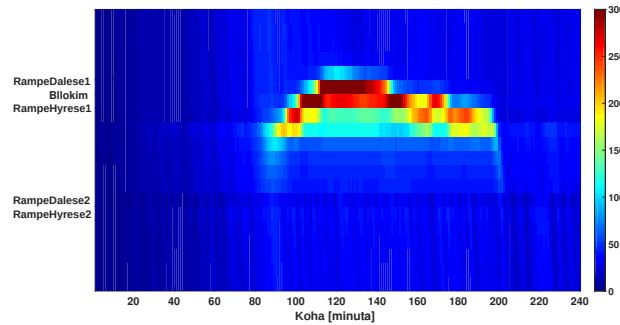


Figura 5.3 Dendësia e trafikut (automjete/km) në kohë dhe hapësirë në mungesë të kontrollit

Gjithashtu, riprodhohet sjellja e sistemit real, si pa kontroll ashtu edhe me kontrolluesit e aplikuar, duke përdorur modelin METANET, i cili është kalibruar në mënyrë të përshtatshme me të dhënat reale (shih Seksionin 3.1.2), për një horizont kohor prej 4 orësh me një interval $T = 5[s]$.

Vlerat e parametrave kryesorë të METANET-it paraqiten në Tabelën 5.1.

Tabela 5.1 Parametrat

Parametri	Vlera
τ	0.0032 [s]
ν	10.29 [km ² /h]
δ_{on}	4.034 [h/km]
ϕ	0.00013 [h/km]
χ	10 [mjet/km/lane]
α	1.70
v^{free}	117.14 [km/h]
ρ^{cr}	36.37 [mjet/km/lane]

Siç është detajuar në Seksionin 5.3, në çdo hap kohor k , modeli i trafikut me LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës ekzekutohet për të përcaktuar parashikimin e dendësisë së trafikut në seksionin $i = 10$ gjatë $K_c = 10$ hapave kohorë. Modeli i rrjetit LSTM përbëhet nga një shtresë LSTM me 50 njësi, i dizajnuar për të dhënë të gjithë sekuencën e daljes për secilën sekuencë hyrëse, e ndjekur nga një shtresë dropout me normë 0.2 për të reduktuar mbimësimin (overfitting). Modeli përfundon me një shtresë dense me një neuron të vetëm për daljen përfundimtare. Trajnimi zhvillohet gjatë 500 epokave me një shkallë mësimi prej 0.05, duke përdorur një set të dhënash që përfshin matjet e shpejtësisë dhe fluksit, të regjistruara çdo minutë gjatë katër orëve të pikut të trafikut. Vlerat e dendësisë së trafikut, të nxjerra nga parashikimet e shpejtësisë dhe fluksit, përfshihen në kontrolluesin parashikues ALINEA duke i caktuar parametrin e peshës γ vlerën 0.9.

Në Fig. 5.4 paraqiten parashikimet për rrjedhën dhe shpejtësinë, me modelin LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës, krahasuar me vëzhgimet reale në seksionin $i = 10$. Gabimet mesatare në përqindje të parashikimeve janë 0.04 për shpejtësinë mesatare dhe 0.07 për rrjedhën e trafikut.

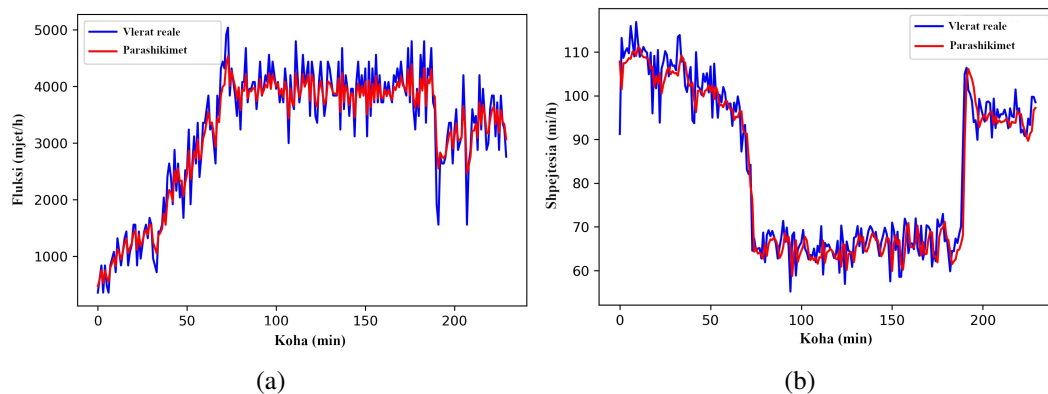


Figura 5.4 Parashikimet në seksionin 10 për fluksin (5.4a) dhe shpejtësinë mesatare (5.4b) me modelin LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës.

Dendësia e trafikut pas aplikimit të kontrolluesit standart ALINEA dhe kontrolluesit parashikues ALINEA mund të shihet në Fig. 5.5. Të dy kontrolluesit janë në gjendje të kontrollojnë trafikun që hyn në rrjedhën kryesore për të shmangur bllokimin në pjesën e sipërme të rampës së kontrolluar, por treguesit e performancës në Tabelën 5.2 tregojnë se kontrolluesi parashikues ALINEA është më efektiv në reduktimin e ngarkesës së trafikut.

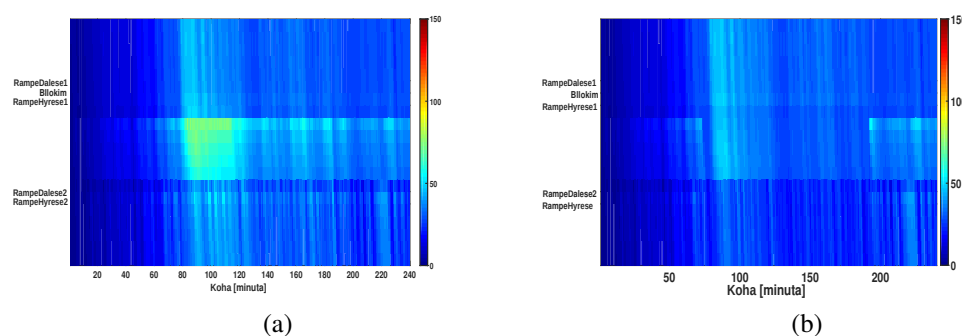


Figura 5.5 Dendësia e trafikut (automjete/km) në kohë dhe hapësirë me Kontrolluesin Standart ALINEA (Figura 5.5a) dhe me Kontrolluesin Parashikues ALINEA (5.5b).

Për një analizë më të thelluar, shihni Figurën 5.6 për të dhënat e dendësisë nga seksionet 9 dhe 10 dhe Figurën 5.7 për të dhënat e shpejtësisë nga seksionet 9 dhe 10. Është e qartë

Tabela 5.2 Treguesit e performancës në rastin pa kontroll dhe në skenarët me kontroll

	TTT (veh·h)	TWT (veh·h)	TTS (veh·h)	Përmirësim i TTS (%)
Pa kontroll	1458.2	0	1458.2	–
Kontrolluesi Standard ALINEA	1075.94	12.46	1088.4	25.36
Kontrolluesi Parashikues ALINEA	879.54	143.96	1023.5	29.81

se kontrolluesi parashikues ALINEA redukton numrin e automjeteve që hyjnë në rrjedhën kryesore më herët se kontrolluesi ALINEA. Si në pjesën përpara ashtu edhe pas rampës së kufizuar hyrëse, në zonat ku ndodhen rampa hyrëse dhe bllokimi, dendësia ulet më shumë si pasojë e kësaj sjelljeje. Me kontrolluesin parashikues ALINEA, të dy seksionet funksionojnë më shpejt se me kontrolluesin standart ALINEA, gjë që zvogëlon treguesin TTT .

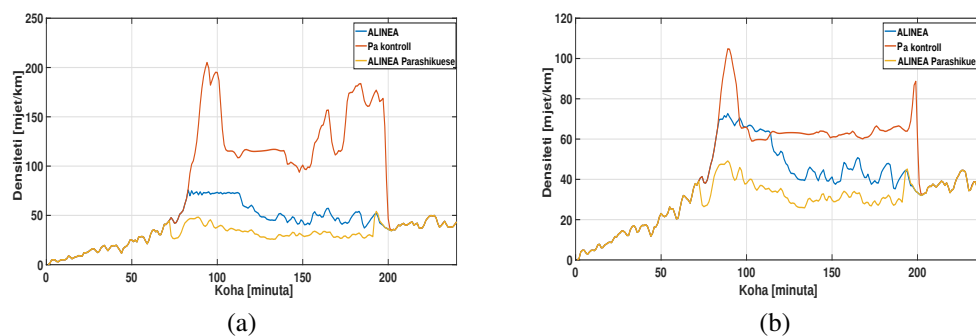


Figura 5.6 Dëndësia në seksionin 9 (5.6a) dhe në seksionin 10 (5.6b) në rastin pa kontroll, me kontrolluesitn Standart ALINEA dhe Kontrolluesin Parashikues ALINEA.

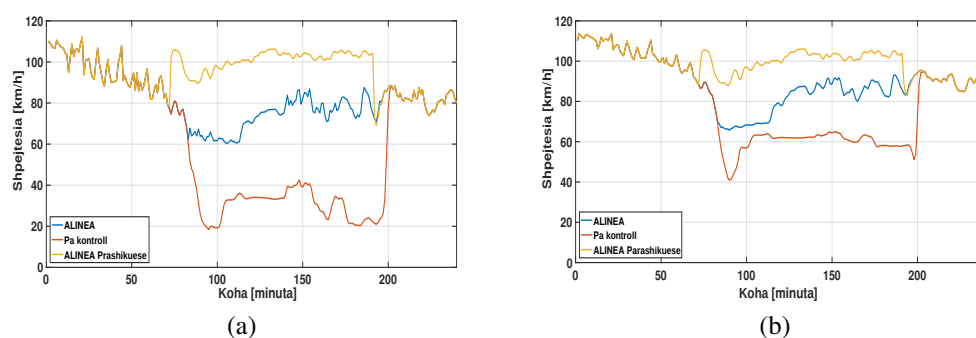


Figura 5.7 Shpejtësia në seksionin 9 (5.7a) dhe në seksionin 10 (5.7b) në rastin pa kontroll, me kontrolluesitn Standart ALINEA dhe Kontrolluesin Parashikues ALINEA.

Duhet përmendur se kontrolluesi parashikues ALINEA shkakton një rritje të numrit të automjeteve që presin në radhë në rampën hyrëse, siç ilustron Figura 5.8. Në të vërtetë, siç shihet në Tabelën 5.2, përdorimi i kontrolluesit parashikues ALINEA rezulton në një vlerë më të lartë të *TWT* krahasuar me përdorimin e vetëm ALINEA-s. Në këtë rast, ai redukton *TTS* me 29.81% krahasuar me rastin pa kontroll dhe me 25.36% krahasuar me rastin me kontroll standart ALINEA-s (për detaje shihni Tabelën 5.2).

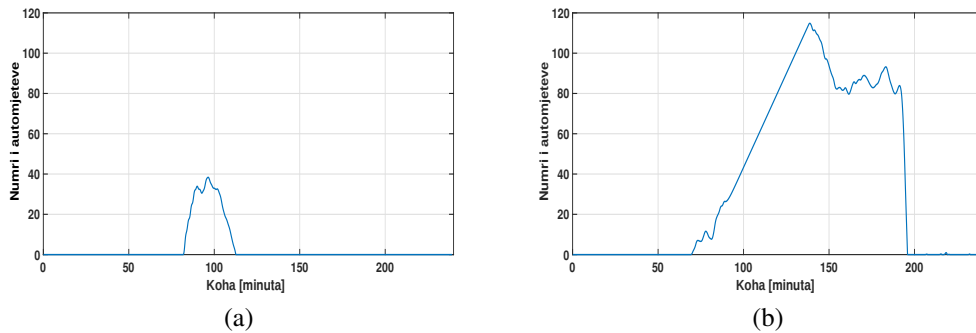


Figura 5.8 Gjatësia e Radhës në Rampën Hyrëse të Seksionit 10 me Kontrolluesin Standart ALINEA (Figura 5.8a) dhe me Kontrolluesin Parashikues ALINEA (5.8b).

5.5 Kontrolluesi i Integruar Parashikues ALINEA

Në këtë seksion paraqitet një avancim i kontrolluesit të propozuar lokal parashikues ALINEA, i projektuar për një konfigurim me shumë rampa. Në këtë kontrollues të koordinuar parashikues ALINEA, kontrolli i çdo rampë merr në konsideratë si kushtet lokale të trafikut ashtu edhe parashikimet e dendësisë së trafikut pas rampës, si dhe parashikimet në rampat fqinje. Për secilën rampë, gabimi i kontrollit përmirësohet duke peshuar në mënyrë dinamike vlerat e dendësisë së trafikut të vlerësuar dhe të parashikuar nga modeli, si për rampën që po kontrollohet ashtu edhe për rampat pranë. Figura 5.9 tregon se si funksionon kontrolluesi i koordinuar parashikues ALINEA për kontrollin e rrjedhës që hyn nga rampa e parë hyrëse. Në të njëjtën mënyrë, kontrolluesi i koordinuar parashikues ALINEA kontrollon rrjedhën që hyn nga secila rampë hyrëse në rrjedhën kryesore.

Fluksi i kontrolluar në rampë, në secilin seksion që përmban një rampë hyrëse, në hapin kohor k , ku $k = 1, \dots, K$, përkufizohet si:

$$r_i(k) = d_i(k)\tilde{\mu}_i(k) \quad (5.11)$$

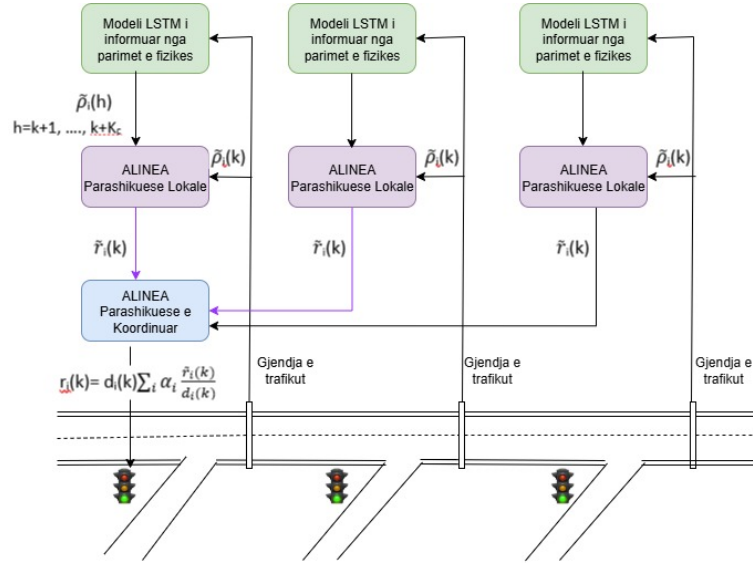


Figura 5.9 Skema e kontrollit të Kontrolluesit të Integruar Parashikues ALINEA

ku $d_i(k)$ është kërkesa e fluksit nga rampa hyrëse në kohën k dhe $\tilde{\mu}_i$ është norma e kontrolluar e peshuar që integron ndikimin e normave të kontrolluara të rrjedhës në rampat fqinje. Norma e kontrolluar e peshuar $\tilde{\mu}_i$ llogaritet si:

$$\tilde{\mu}_i(k) = \sum_i i(\alpha_i \mu_i(k)) \quad (5.12)$$

Këtu, α_i është një konstante që përcakton kontributin e normës së kontrolluar të fluksit nga rampa e i -të në normën e përgjithshme të kontrollit. Peshat α_i janë të normalizuara në mënyrë që $\sum_i (\alpha_i) = 1$, duke siguruar një shpërndarje të balancuar të ndikimit midis rampës lokale dhe atyre fqinje.

Norma e kontrolluar e fluksit $\mu_i(k)$ për çdo rampë hyrëse nxirret si:

$$\mu_i(k) = \frac{\tilde{r}_i(k)}{d_i(k)} \quad (5.13)$$

Këtu, $\tilde{r}_i(k)$ përfaqëson rrjedhën e modifikuar të rampës hyrëse, e llogaritur nga kontrolluesi lokal parashikues ALINEA (shih Seksionin 5.3), duke përdorur Eq. 5.8.

5.6 Kontrolluesi i Koordinuar Parashikues ALINEA - Rast studimi

Në këtë seksion paraqitet dhe diskutohet efektiviteti i kontrolluesit të koordinuar parashikues ALINEA në një rast me shumë rampa hyrëse.

Si studim rasti merret një segment autostrade, i paraqitur në Figurën 5.10, në autostradën A20 në Rotterdam, me 19 sensorë dhe të dhëna të mbledhura çdo minutë për një periudhë prej 8 orësh. Segmenti i konsideruar përfshin tre rampa hyrëse dhe pesë rampa dalëse dhe analizohet gjatë orëve të pikut të mëngjesit (4:30 – 12:30). Ngarkesa në trafik është e pranishme midis seksionit 4 dhe seksionit 17, siç paraqitet në sjelljen e dendësisë së trafikut në Figurën 5.11.

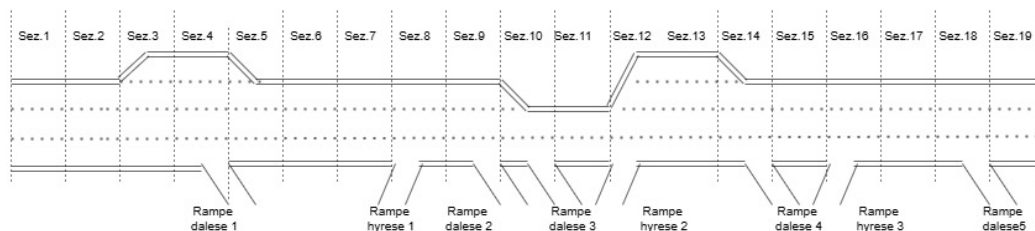


Figura 5.10 Segmenti i konsideruar i autostradës

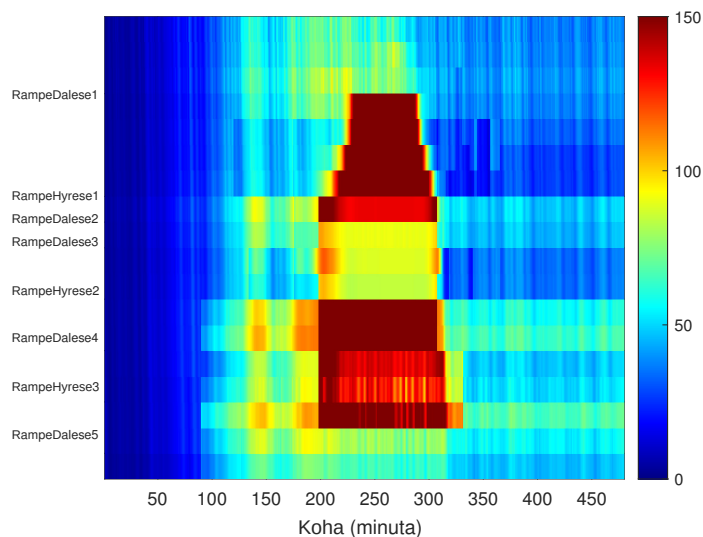


Figura 5.11 Dendësia e trafikut (automjete/km) në kohë dhe hapësirë në mungesë të kontrollit

Kontrolluesi i koordinuar parashikues ALINEA krahasohet me kontrolluesin standart ALINEA dhe me kontrolluesin lokal parashikues ALINEA, për të vlerësuar performancën

e tij. Të tre kontrolluesit janë krahasuar duke llogaritur Kohën Totale të Udhëtimit (TTT), Kohën Totale të Pritjes (TWT) dhe Kohën Totale të Kalimit (TTS), që është shuma e dy treguesve të mëparshëm.

Gjithashtu riprodhohet sjellja e sistemit real duke përdorur modelin METANET, si në rastin pa kontroll ashtu edhe me kontrolluesit e aplikuar. Modeli METANET është kalibruar sipas të dhënave reale (shih Seksionin 3.1.2) për një horizont kohor prej 8 orësh me një interval mostrimi $T = 5[s]$.

Për qëllime kalibrimi, autostrada është ndarë në tre grupe seksionesh për të pasqyruar dinamika të ndryshme në pjesë të ndryshme të saj. Grupi i parë përfshin seksionet 1, 2, 3, 17, 18 dhe 19, të karakterizuara nga kushte rrjedhjeje të lirë pa ngarkesë të konsiderueshme. Grupi i dytë përfshin seksionet 9 deri në 17, ku zakonisht shfaqet ngarkesë e konsiderueshme. Kategoria e tretë përfshin seksionet 4, 5, 6, 7 dhe 8, të cilat shfaqin nivelet më të larta të ngarkesës. Dallimi ndërmjet këtyre grupeve bazohet në tre parametra kyç: parametri α , shpejtësia në rrjedhjes të lirë (v^{free}) dhe dendësia kritike (ρ^{cr}). Kjo qasje e grupimit siguron që procesi i kalibrimit të pasqyrojë me saktësi sjelljet e ndryshme të trafikut në çdo segment të autostradës.

Vlerat e parametrave të përbashkët të METANET-it paraqiten në Tabelën 5.3, ndërsa vlerat specifike të parametrave për secilin grup seksionesh janë paraqitur në Tabelën 5.4.

Tabela 5.3 Parametrat e METANET

Parametri	Vlera
τ	0.0048 [s]
ν	17.5207 [km ² /h]
δ_{on}	5.3798 [h/km]
ϕ	0.00018 [h/km]
χ	10 [mjet/km/lane]

Tabela 5.4 Parametrat e METANET

Parametri	Grupi 1	Grupi 2	Grupi 3
α	1.3416	1.4456	2.1206
v^{free} ([km/h])	102.14	82.61	78.23
ρ^{cr} ([mjet/km/lane])	33.32	50.65	66.30

Në çdo hap kohor k , modeli LSTM me shumë variabla i informuar nga parimet e fizikës ekzekutohet për të nxjerrë parashikimin e dendësisë së trafikut në seksionet $i = 8, 12, 16$ gjatë $K_c = 10$ hapave kohorë. Modeli i përdorur LSTM me shumë variabla i informuar nga parimet

e fizikës dhe parametrat e trajnimit janë të njëjtët si në studimin e rastit për kontrolluesin lokal parashikues ALINEA të përshkruar në 5.4.

Në Fig.5.4 paraqiten parashikimet për fluksin dhe shpejtësinë, me modelin LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës, krahasuar me vëzhgimet reale në seksionet 8, 12, 16. Gabimet mesatare në përqindje të parashikimeve paraqiten në Tabelën 5.5.

Tabela 5.5 Gabimet MAPE për parashikimet

Seksioni	Fluksi i trafikut	Shpetësia mesatare
Seksioni 8	0.27	0.27
Seksioni 12	0.24	0.25
Seksioni 16	0.21	0.06

Dendësia e trafikut pas aplikimit të kontrolluesit standart ALINEA, kontrolluesit lokal parashikues ALINEA dhe kontrolluesit të koordinuar parashikues ALINEA mund të shihet në Fig.5.13. Të gjithë kontrolluesit janë në gjendje të rregullojnë trafikun që hyn në rrjedhën kryesore për të shmangur bllokimin në pjesën e sipërme të rampave të kontrolluara, por treguesit e performancës në Tabelën 5.2 tregojnë se kontrolluesi i koordinuar parashikues ALINEA është më efektiv në reduktimin e ngarkesës së trafikut.

Figura 5.14 paraqet të dhënat e dendësisë nga seksionet 8, 12 dhe 16, ndërsa Figura 5.15 paraqet të dhënat e shpejtësisë për të njëjtat seksione gjatë aplikimit të kontrolluesit standart ALINEA, kontrolluesit lokal parashikues ALINEA dhe kontrolluesit të koordinuar parashikues ALINEA. Vërehet se kontrolluesi i koordinuar parashikues ALINEA ka sjellje të ngjashme me atë të kontrolluesit lokal parashikues ALINEA në aspektin e kohës kur reduktohet numri i automjeteve që hyjnë në rrjedhën kryesore, por si pasojë e marrjes në konsideratë të gjendjes së trafikut edhe në rampat e tjera, ai është më efektiv në uljen e dendësisë sesa kontrolluesi lokal parashikues ashtu edhe ai standart ALINEA.

Nga ana tjetër, Figura 5.16 tregon se numri i automjeteve që presin në radhë në rampat hyrëse është më i lartë në rastin e kontrolluesit lokal parashikues ALINEA. Gjithashtu, edhe

Tabela 5.6 Treguesit e performancës në rastin pa kontroll dhe në skenarët me kontroll

	TTT (mjet·h)	TWT (mjet·h)	TTS (mjet·h)	Përmirësim i TTS [%]
Pa kontroll	4211.3	0	4211.3	–
Kontrolluesi Standard ALINEA	3211.5	42.2	3253.7	22.7
Kontrolluesi Lokal Parashikues ALINEA	2809.1	273.5	3082.7	26.8
Kontrolluesi i Koordinuar Parashikues ALINEA	2641.1	226.7	2867.8	31.9

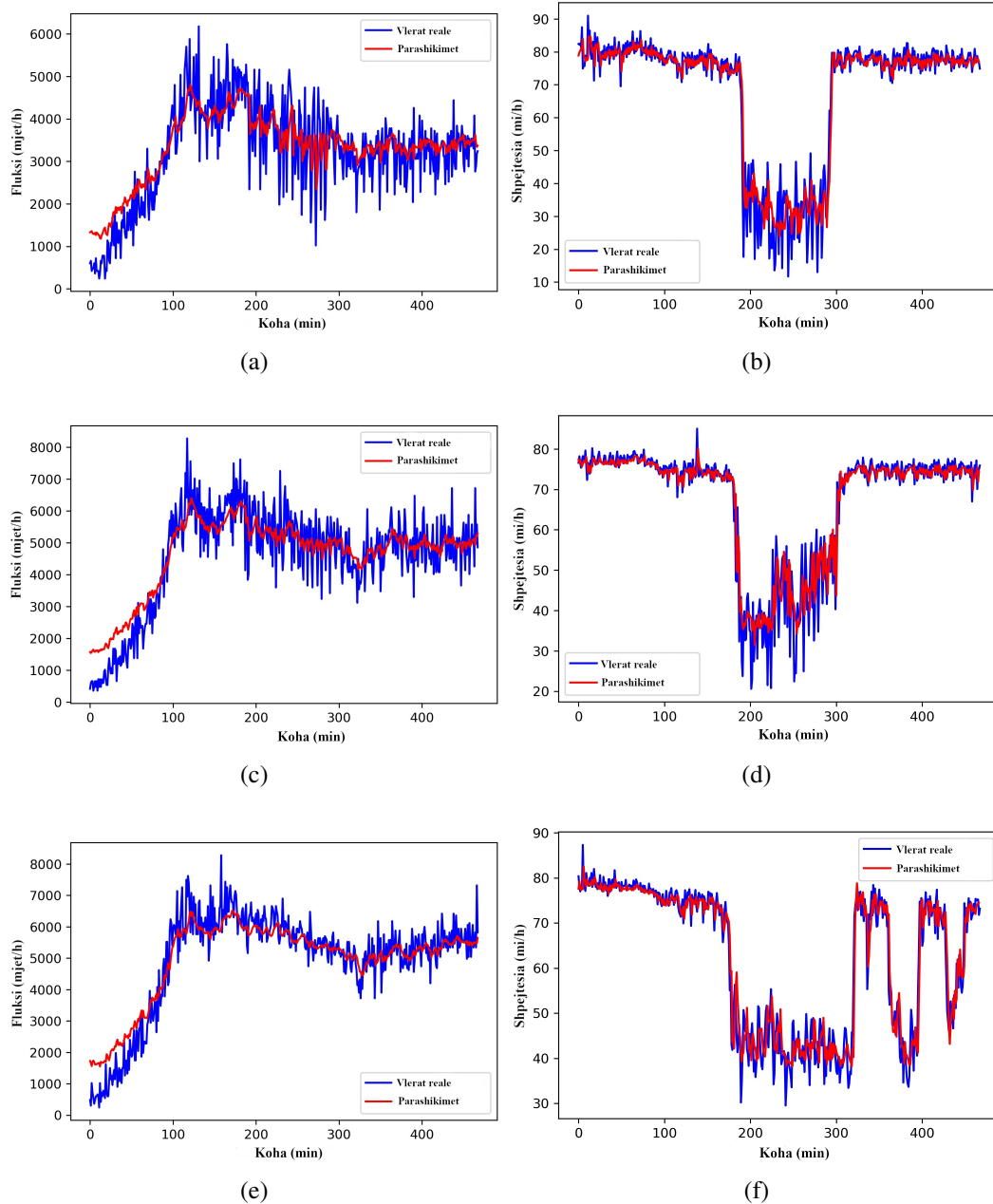


Figura 5.12 Parashikimet në seksionin 8, 12 dhe 16 për fluksin (5.12a, 5.12c, 5.12e) dhe shpejtësinë (5.12b, 5.12d, 5.12f) me modelin LSTM me shumë variabla të informuar nga parimet e fizikës.

kontrolluesi i koordinuar parashikues ALINEA shkakton një numër më të lartë automjesh në pritje në rampë sesa ALINEA standart. Megjithatë, kjo nuk ndikon negativisht në performancën e kontrolluesit, siç shihet nga treguesit e performancës në Tabelën 5.6, ku TTS në rastin e kontrolluesit të koordinuar parashikues ALINEA reduktohet me 31.9%, në rastin

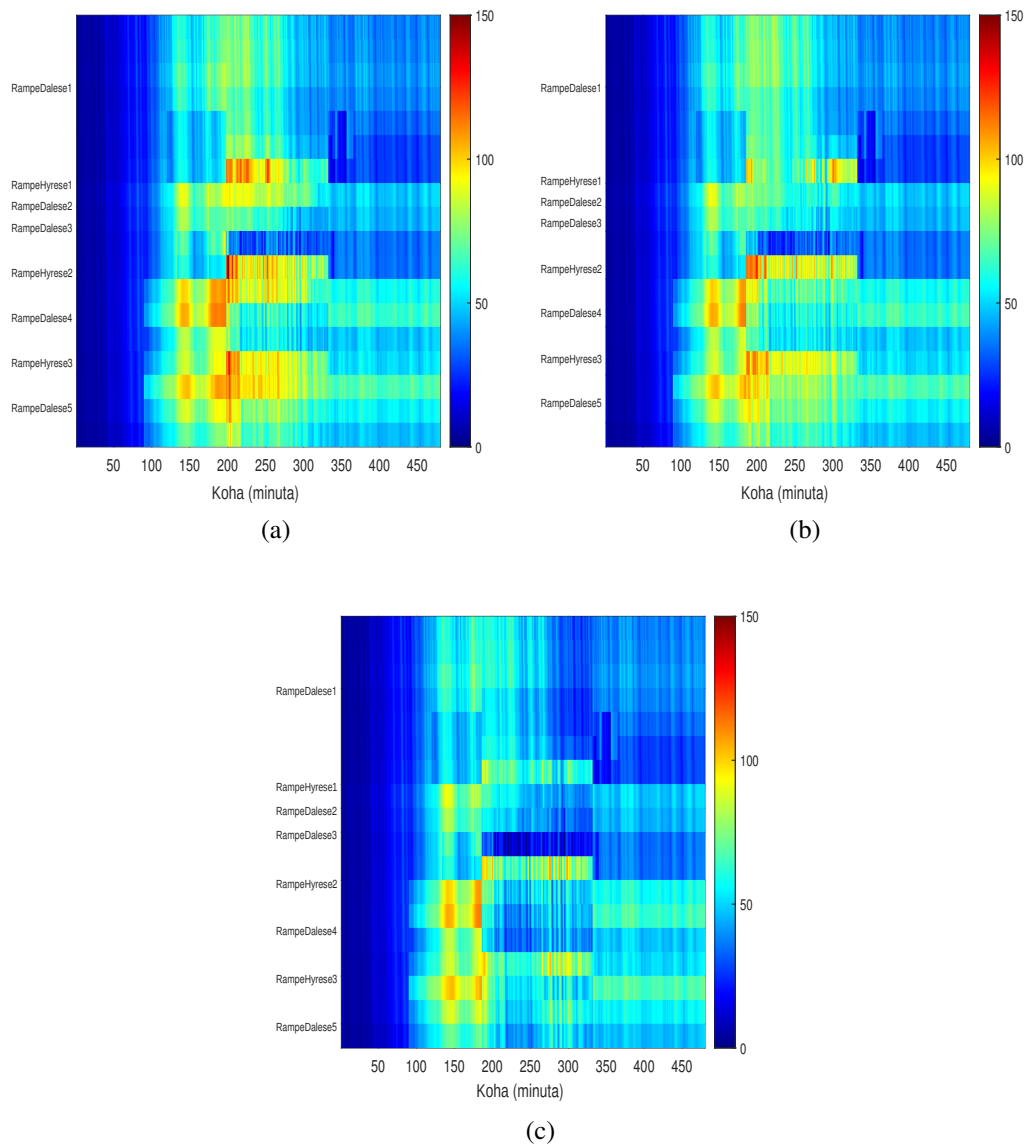
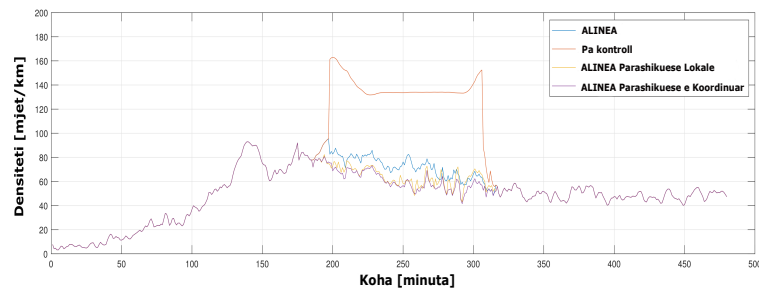
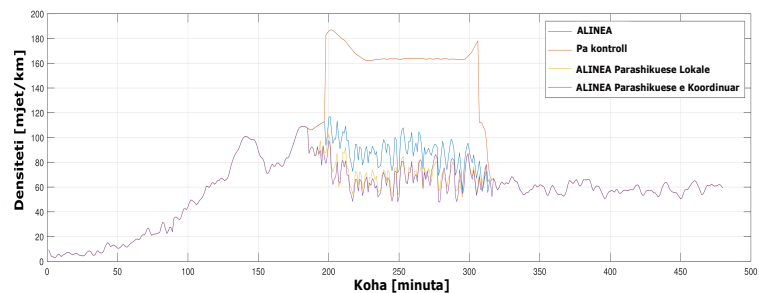


Figura 5.13 Dendësia e Trafikut (automjete/km) në Kohë dhe Hapësirë me Kontrolluesin Standard ALINIA (Figura 5.13a), me Kontrolluesin Lokal Parashikues ALINIA (Figura 5.13b) dhe Kontrolluesin e Koordinuar Parashikues ALINIA (5.13c).

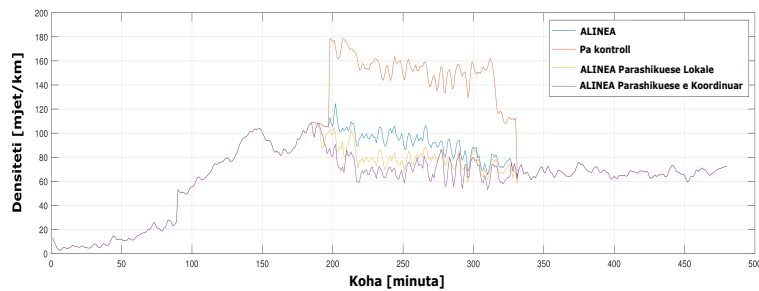
e kontrolluesit lokal parashikues ALINIA me 26.8%, dhe në rastin e kontrolluesit standart ALINIA me 22.7%.



(a)



(b)



(c)

Figura 5.14 Densiteti në seksionin 8 (5.14a), në seksionin 12 (5.14b) dhe në seksionin 16 (5.14c) në rastin pa kontroll, me Kontrolluesin Standart ALINEA, me Kontrolluesin Lokal Parashikues ALINEA dhe me Kontrolluesin e Koordinuar Parashikues ALINEA.

5.7 Përfundime

Ky kapitull propozon dy kontrollues të avancuar të bazuar në ALINEA për përmirësimin e rrjedhës së trafikut dhe menaxhimin e ngarkesës në rampat hyrëse. Këta kontrollues shfrytëzojnë strukturën me rikthim (feedback) të ALINEA-s, e cila është dëshmuar si efektive në menaxhimin e hyrjes në autostradë bazuar në rampa. Qëllimi është të përmirësohet përshatshmëria dinamike ndaj ndryshimeve të kushteve të trafikut dhe të optimohet rrjedha e përgjithshme në autostradë.

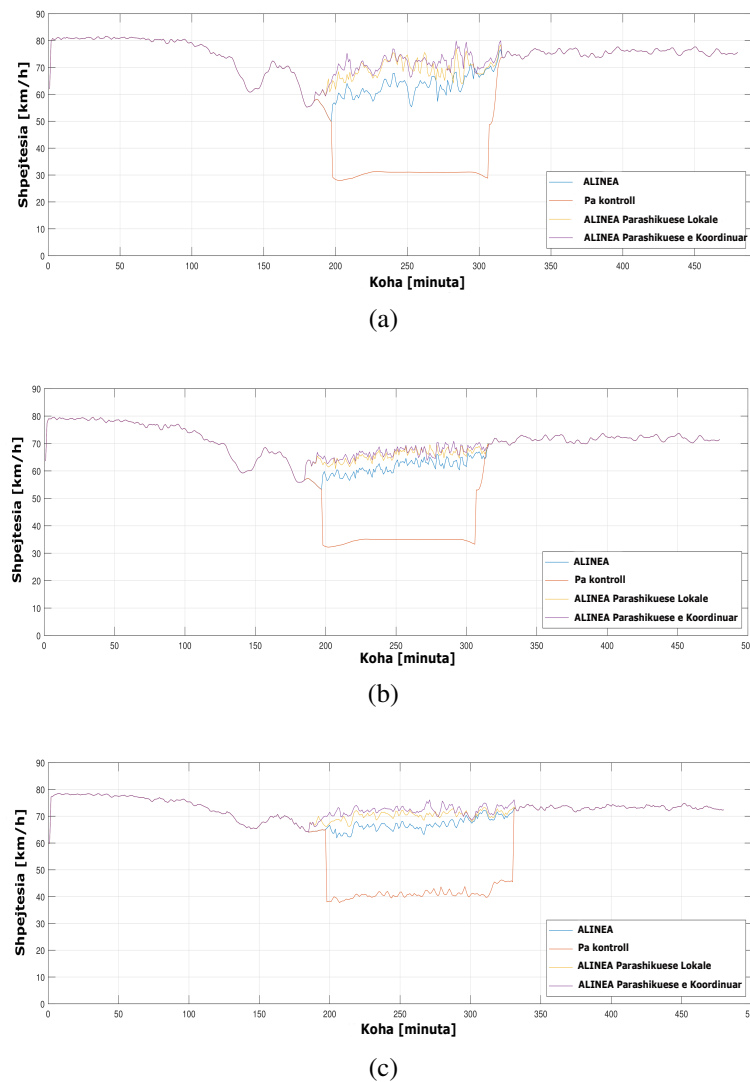


Figura 5.15 Shpejtësia në seksionin 8 (5.15a), në seksionin 12 (5.15b) dhe në seksionin 16 (5.15c) në rastin pa kontroll, me Kontrolluesin Standart ALINEA, me Kontrolluesin Lokal Parashikues ALINEA dhe me Kontrolluesin e Koordinuar Parashikues ALINEA.

Kontrolluesi i parë, kontrolluesi lokal parashikues ALINEA, zgjeron modelin ALINEA duke përfshirë parashikime afatshkurtra të trafikut. Këto parashikime bazohen në modele të parashikimit të trafikut, të cilat vlerësojnë nivelet e ngarkesës në të ardhmen dhe lejojnë modifikime të fluksit në rampë. Duke parashikuar sjelljet e trafikut, kontrolluesi mund të rregullojë fluksin para se të ndodhë bllokimi, duke shmangur bllokimet dhe duke rritur rrjedhën totale të trafikut. Kjo qasje është veçanërisht e dobishme për t'u përballur me pasigurinë e dinamikës së trafikut, duke e bërë sistemin më të adaptueshëm ndaj ndryshimeve të shpejta të fluksit.

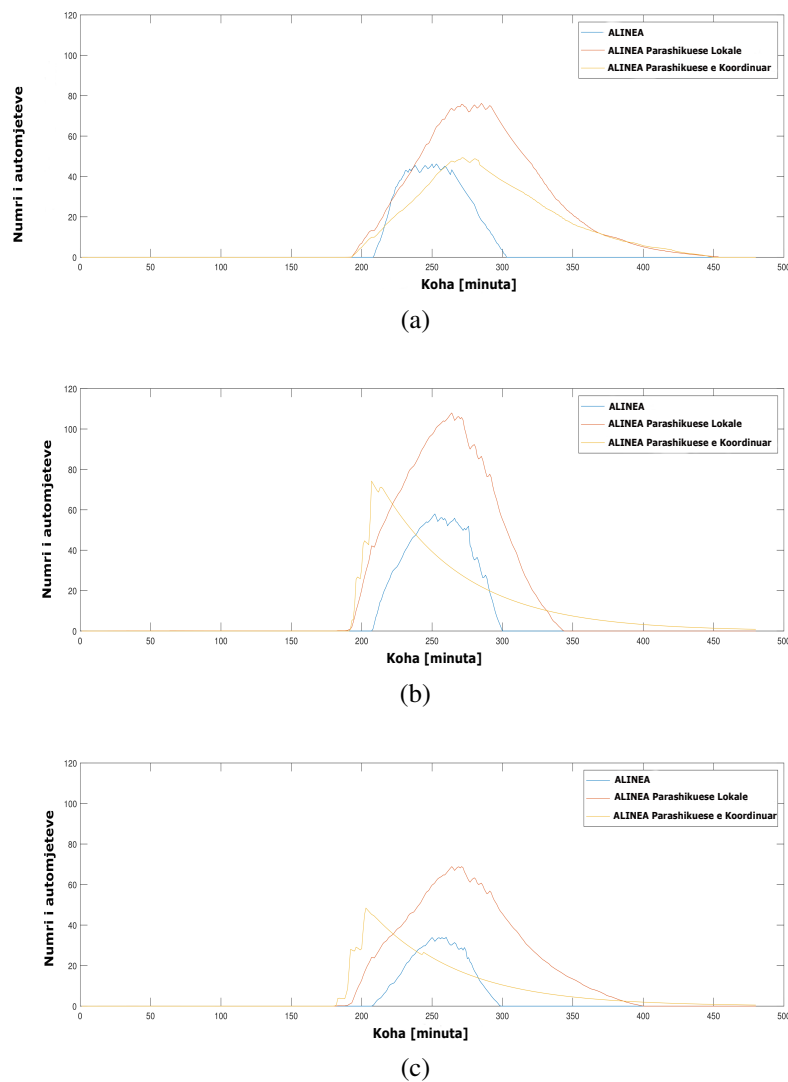


Figura 5.16 Gjatësia e radhës me Kontrolluesin Standart ALINEA, me Kontrolluesin Lokal Parashikues ALINEA dhe me Kontrolluesin e Koordinuar Parashikues ALINEA në rampën hyrëse të seksionit 8(5.16a), në rampën hyrëse të seksionit 12 (5.16b) dhe në rampën hyrëse të seksionit 16 (5.16c) .

Kontrolluesi i dytë, kontrolluesi i koordinuar parashikues ALINEA, përfaqëson një avancim të mëtejshëm të kontrolluesit lokal parashikues ALINEA, duke përdorur një strukturë hierarkike të kontrollit. Në këtë qasje, kontrolli i çdo rampe merr në konsideratë si kushtet lokale të trafikut, ashtu edhe parashikimet e gjendjes së trafikut pas rampës, si dhe në rampat fqinje. Ky vlerësim i situatës në rampat përreth i mundëson kontrolluesit të marrë parasysh efektet e mbivendosjes së ngarkesës dhe të përmirësojë rrjedhën në të gjithë segmentin e autostradës. Ky sistem me dy nivele mbështet si optimizimin global, ashtu edhe fleksibilitetin

lokal, duke siguruar që fluksi në çdo rampë të menaxhohet në mënyrë efikase dhe në të njëjtën kohë të kontribuojë në performancën e përgjithshme të rrjetit.

Për të demonstruar vlefshmërinë e këtyre kontrolluesve të propozuar, u realizua një studim i plotë rasti në një segment real të autostradës. Simulimet treguan se të dy kontrolluesit tejkalojnë ALINEA-n tradicionale në përballimin e situatave dinamike të trafikut. Kontrolluesi lokal parashikues ALINEA ishte veçanërisht i suksesshëm në parandalimin e ngarkesës, ndërsa kontrolluesi i koordinuar parashikues ALINEA arriti performancë më të mirë duke balancuar nevojat për kontroll lokal dhe global të trafikut.

Në përfundim, ky kapitull dëshmon se integrimi i modelimit parashikues dhe struktura hierarkike të kontrollit në sistemet e menaxhimit të hyrjeve të autostadave bazuar në rampa ofron përmirësime premtuese krahasuar me metodat standarde. Këta kontrollues përmirësojnë menaxhimin e trafikut në autostrada duke kombinuar fuqinë e ALINEA-s me metodologji të avancuara parashikimi dhe kontrolli. Aftësitë e tyre për optimizim në kohë reale dhe përballimi i kushteve komplekse të trafikut tregojnë se ata mund të luajnë një rol të rëndësishëm në të ardhmen e sistemeve inteligjente të transportit (ITS).

Kapitulli 6

Përfundimet

6.1 Përfundimet

Ky disertacion ka avancuar metodat ekzistuese për vlerësimin dhe kontrollin e gjendjes së trafikut, duke adresuar sfida të rëndësishme në saktësinë e parashikimit, interpretueshmërinë dhe optimizimin e kontrollit. Modelet e propozuara janë modele hibride që kombinojnë mësimin automatik me dinamikën fizike të trafikut, duke zhvilluar modele dhe strategji kontrolli inovative për përmirësimin e sistemeve të menaxhimit të trafikut.

Në qendër qëndron integrimi i parimeve të rrjedhës së trafikut në kuadër të mësimin automatik për të rritur saktësinë dhe interpretueshmërinë e modeleve të parashikimit. Modeli i Proçesit Gaussian i rregulluar nga parimet e fizikës (PR-GP) dhe modeli LSTM i informuar nga parimet e fizikës (PI-LSTM) janë zhvilluar për të përfaqësuar trafikun me shumë klasa (p.sh., automjetet e lehta dhe automjetet e rëndë), duke përmirësuar parashikimet në kushtet e të dhënave të pakta ose me zhurmë, si dhe duke ruajtur koherencën fizike.

Një kontribut kyç është zgjerimi i këtyre modeleve për të përfshirë flukset e trafikut në hyrje dhe dalje nga autostrada, që rrit efikasitetin e parashikimeve. Për më tepër, janë propozuar dy skema kontrolli të bazuara në këto modele: Kontrolluesi Parashikues Lokal ALINEA, i cili përdor parashikimet për të optimizuar menaxhimin e hyrjeve në autostrada nëpërmjet rampave në kohë reale, dhe Kontrolluesi Parashikues i Koordinuar ALINEA, që koordinon menaxhimin e hyrjeve në autostrada nëpërmjet rampave në mënyrë të përbashkët në shumë pika hyrjeje, duke marrë parasysh varësitë hapësinore dhe kohore për të minimizuar ngarkesat dhe për të përmirësuar rrjedhshmërinë.

Efektiviteti i këtyre kontrolleve është demonstruar me studime rastesh reale, ku kanë tejkaluar performancën 3 metodave tradicionale, sidomos në situata komplekse dhe dinamike. Ky kërkim jep një bazë të fortë për zhvillimin e Sistemeve Inteligjente të Transportit (ITS) të

shkallëzuara dhe në kohë reale, duke integruar modele fizike dhe inteligjencën artificiale për të përballuar sfidat e trafikut bashkëkohor, përfshirë ndryshueshmërinë e llojit të automjeteve dhe rritjen e volumit të trafikut.

Hapat e ardhshëm përfshijnë zgjerimin e modeleve me faktorë të tjerë si kushtet mjedisore dhe rrjetet multimodale, si dhe integrimin në kornizat më të avancuara kontrolli si Kontrolli Parashikues i bazuar në Model (MPC). Gjithashtu, potenciali i automjeteve të lidhura dhe autonome (CAV) ofron një fushë të re kërkimi për taktika të reja kontrolli të bazuara në të dhëna me rezolucion të lartë dhe në kohë reale.

Në përfundim, ky disertacion demonstroi potencialin transformues të kombinimit të modeleve fizike me mësimin makinerik për të përmirësuar parashikimin dhe kontrollin e trafikut, duke ofruar rrugë të reja për inovacion në sistemet inteligjente të transportit.

Referencat

- Abdel-Aty, M., Dilmore, J., and Dhindsa, A. (2006). Evaluation of variable speed limits for real-time freeway safety improvement. *Accident Analysis & Prevention*, 38(2):335–345.
- Abdi, J., Moshiri, B., Jafari, E., and Sedigh, A. K. (2010). Traffic state variables estimating and predicting with extended kalman filtering. In *2010 International Conference on Power, Control and Embedded Systems*, pages 1–4.
- Abuamer, I. M., Sadat, M., Silgu, M. A., and Berk Celikoglu, H. (2017). Analyzing the effects of driver behavior within an adaptive ramp control scheme: A case-study with alinea. In *2017 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*, pages 109–114.
- Abuamer, I. M., Sadat, M., and Tampère, C. M. J. (2018). A comparative evaluation of ramp metering controllers alinea and pi-alinea. In *2018 International Conference on Computational and Characterization Techniques in Engineering Sciences (CCTES)*, pages 127–131.
- Abuamer, I. M., Silgu, M. A., and Celikoglu, H. B. (2016). Micro-simulation based ramp metering on istanbul freeways: An evaluation adopting alinea. In *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 695–700.
- Alessandri, A., Febbraro, A. D., Ferrara, A., and Punta, E. (1998). Optimal control of freeways via speed signalling and ramp metering. *Control Engineering Practice*, 6(6):771–780.
- Alghamdi, T., Elgazzar, K., and Sharaf, T. (2021). Spatiotemporal prediction using hierarchical bayesian modeling. In *2020 International Conference on Communications, Signal Processing, and their Applications (ICCSPA)*, pages 1–6.
- Aljebreen, M., Alamro, H., Al-Mutiri, F., Othman, K. M., Alsumayt, A., Alazwari, S., Hamza, M. A., and Mohammed, G. P. (2024). Enhancing traffic flow prediction in intelligent cyber-physical systems: A novel bi-lstm-based approach with kalman filter integration. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 70(1):1889–1902.
- Aljuaydi, F., Wiwatanapataphee, B., and Wu, Y. H. (2022). Deep learning-based prediction models for freeway traffic flow under non-recurrent events. In *2022 8th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, volume 1, pages 815–820.

- Alla, K. R. and Thangarasu, G. (2023). Intelliflow: A machine learning-driven dynamic traffic management in smart cities. In *2023 Second International Conference On Smart Technologies For Smart Nation (SmartTechCon)*, pages 934–937.
- Amini, M., Hatwagner, M. F., and Koczy, L. T. (2023). Machine learning and fuzzy cognitive maps in a hybrid approach toward freeway on-ramp traffic control. In *2023 IEEE 17th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI)*, pages 000587–000592.
- Amini, M. and Koczy, L. T. (2024). Comparative analysis of machine learning algorithms in traffic mainstream control on freeway networks. In *2024 IEEE 28th International Conference on Intelligent Engineering Systems (INES)*, pages 000037–000042.
- Anghinolfi, D., Canepa, E., Cattanei, A., and Paolucci, M. (2016). Psychoacoustic optimization of the spacing of propellers, helicopter rotors, and axial fans. *Journal of Propulsion and Power*, 32:1422–1432.
- Azad, A. K. and Islam, M. S. (2021). Traffic flow prediction model using google map and lstm deep learning. In *2021 IEEE International Conference on Telecommunications and Photonics (ICTP)*, pages 1–5.
- Azati, Y., Wang, X., Quddus, M., and Zhang, X. (2024). Graph convolutional lstm algorithm for real-time crash prediction on mountainous freeways. *International Journal of Transportation Science and Technology*.
- Barreau, M., Aguiar, M., Liu, J., and Johansson, K. H. (2021). Physics-informed learning for identification and state reconstruction of traffic density. In *2021 60th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 2653–2658.
- Baskar, L., De Schutter, B., and Hellendoorn, J. (2009). Optimal routing for intelligent vehicle highway systems using a macroscopic traffic flow model. In *2009 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 1–6.
- Batsch, F., Daneshkhah, A., Cheah, M., Kanarachos, S., and Baxendale, A. (2019). Performance boundary identification for the evaluation of automated vehicles using gaussian process classification. In *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pages 419–424.
- Bellemans, T., De Schutter, B., and De Moor, B. (2003). Anticipative model predictive control for ramp metering in freeway networks. In *Proceedings of the 2003 American Control Conference, 2003.*, volume 5, pages 4077–4082 vol.5.
- Bellemans, T., Schutter, B. D., and Moor, B. D. (2006). Model predictive control for ramp metering of motorway traffic: A case study. *Control Engineering Practice*, 14(7):757–767.
- Belletti, F., Haziza, D., Gomes, G., and Bayen, A. M. (2018). Expert level control of ramp metering based on multi-task deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(4):1198–1207.
- Bengio, Y., Simard, P., and Frasconi, P. (1994). Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(2):157–166.

- Bharti, Redhu, P., and Kumar, K. (2023). Short-term traffic flow prediction based on optimized deep learning neural network: Pso-bi-lstm. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 625:129001.
- Biju, R., Goparaju, S. U., Gangadharan, D., and Mandal, B. (2024). Grid lstm based attention modelling for traffic flow prediction. In *2024 IEEE 99th Vehicular Technology Conference (VTC2024-Spring)*, pages 1–7.
- Binjaku, K., Meçe, E., Pasquale, C., and Sacone, S. (2023). Control oriented freeway traffic modelling by physics-regularized machine learning. In *2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 6056–6061.
- Binjaku, K., Pasquale, C., Meçe, E. K., and Sacone, S. (2025). Freeway traffic modeling by physics-regularized gaussian processes. *IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems*, 6:116–130.
- Binjaku, K., Pasquale, C., Sacone, S., and Meçe, E. K. (2024). A traffic model integrating long short-term memory networks with multi-class macroscopic equations. In *2024 IEEE 20th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, pages 4112–4118.
- Block, B. and Stockar, S. (2024). Lq control of traffic flow models via variable speed limits. In *2024 American Control Conference (ACC)*, pages 4262–4267.
- Bogenberger, K. and May, A. (1999). Advanced coordinated traffic responsive ramp metering strategies. Technical report, California Partners for Advanced Transit and Highways PATH.
- Brandi, A., Ferrara, A., Sacone, S., Siri, S., Vivas, C., and Rubio, F. (2017). Model predictive control with state estimation for freeway systems. In *2017 American Control Conference (ACC)*, pages 3536–3541.
- Caligaris, C., Sacone, S., and Siri, S. (2007). Optimal ramp metering and variable speed signs for multiclass freeway traffic. In *2007 European Control Conference (ECC)*, pages 1780–1785.
- Caligaris, C., Sacone, S., and Siri, S. (2008). Multiclass freeway traffic: Model predictive control and microscopic simulation. In *2008 16th Mediterranean Conference on Control and Automation*, pages 1862–1867.
- Caligaris, C., Sacone, S., and Siri, S. (2009). Model predictive control for multiclass freeway traffic. In *2009 European Control Conference (ECC)*, pages 1764–1769.
- Cao, M., Li, V. O. K., and Chan, V. W. S. (2020). A cnn-lstm model for traffic speed prediction. In *2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring)*, pages 1–5.
- Carlson, R., Papamichail, I., Papageorgiou, M., and Messmer, A. (2010). Optimal mainstream traffic flow control of large-scale motorway networks. *Transportation Research Part C*, 18(2):193–212.

- Chang, H.-Y., Wu, Y.-F., Lin, T.-L., Chang, W.-K., and Hsu, S.-C. (2017). A weight-based data pre-processing mechanism for improving the accuracy of the massive traffic flow prediction. In *2017 5th Intl Conf on Applied Computing and Information Technology/4th Intl Conf on Computational Science/Intelligence and Applied Informatics/2nd Intl Conf on Big Data, Cloud Computing, Data Science (ACIT-CSII-BCD)*, pages 272–277.
- Chang, Y.-H. and Jang, H.-C. (2019). Traffic flow forecast for traffic with forecastable sporadic events. In *2019 Twelfth International Conference on Ubi-Media Computing (Ubi-Media)*, pages 145–150.
- Chavoshi, K., Ferrara, A., and Kouvelas, A. (2023). A feedback linearization approach for coordinated traffic flow management in highway systems. *Control Engineering Practice*, 139:105615.
- Chavoshi, K. and Kouvelas, A. (2020a). Nonlinear model predictive control for coordinated traffic flow management in highway systems. In *2020 European Control Conference (ECC)*, pages 428–433.
- Chavoshi, K. and Kouvelas, A. (2020b). Nonlinear model predictive control for coordinated traffic flow management in highway systems. In *2020 European Control Conference (ECC)*, pages 428–433.
- Chen, D., Xiong, C., and Zhong, M. (2020a). Improved lstm based on attention mechanism for short-term traffic flow prediction. In *2020 10th International Conference on Information Science and Technology (ICIST)*, pages 71–76.
- Chen, J., Lin, W., Yang, Z., Li, J., and Cheng, P. (2019a). Adaptive ramp metering control for urban freeway using large-scale data. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 68(10):9507–9518.
- Chen, J., Low, K. H., Yao, Y., and Jaillet, P. (2015). Gaussian process decentralized data fusion and active sensing for spatiotemporal traffic modeling and prediction in mobility-on-demand systems. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 12(3):901–921.
- Chen, X., Jiang, J., Yang, J., and Liu, Y. (2023a). Deep reinforcement learning based lane-level variable speed limit control. In *2023 9th International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE)*, pages 98–104.
- Chen, X., Xie, X., and Teng, D. (2020b). Short-term traffic flow prediction based on convlstm model. In *2020 IEEE 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC)*, pages 846–850.
- Chen, X.-Y., Pao, H.-K., and Lee, Y.-J. (2014). Efficient traffic speed forecasting based on massive heterogenous historical data. In *2014 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pages 10–17.
- Chen, Y., Guo, J., Xu, H., Huang, J., and Su, L. (2023b). Improved long short-term memory-based periodic traffic volume prediction method. *IEEE Access*, 11:103502–103510.

- Chen, Y., Lei, J., Cheng, W., Su, L., and Liu, Y. (2016). Density difference-based variable speed limit control for expressways under rainfall conditions. In *2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*, pages 2913–2917.
- Chen, Y., Liu, F., Bai, Q., Tao, C., and Qi, X. (2019b). Coordinated ramp metering based on real-time od information. *IEEE Access*, 7:79233–79243.
- Cheng, Z., Lu, J., Zhou, H., Zhang, Y., and Zhang, L. (2022). Short-term traffic flow prediction: An integrated method of econometrics and hybrid deep learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(6):5231–5244.
- Chu, Q., Li, G., Zhou, R., and Ping, Z. (2021). Traffic flow prediction model based on lstm with finnish dataset. In *2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP)*, pages 389–392.
- Coppola, A., Di Costanzo, L., Pariota, L., and Bifulco, G. N. (2023). Fuzzy-based variable speed limits system under connected vehicle environment: A simulation-based case study in the city of naples. *IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems*, 4:267–278.
- D. Frejo, J. R. and de Schutter, B. (2018). A logic-based speed limit control algorithm for variable speed limits to reduce traffic congestion at bottlenecks. In *2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 198–204.
- Das, T. and Tanvir, S. (2024). Emissions aware car following model: A physics informed lstm application. In *2024 Forum for Innovative Sustainable Transportation Systems (FISTS)*, pages 1–5.
- Deisenroth, M. and Mohamed, S. (2012). Expectation propagation in gaussian process dynamical systems. In *Neural Information Processing Systems*.
- den Hoogen, E. V. and Smulders, S. (1994). Control by variable speed signs: Results of the dutch experiment. In *Proceedings of the 7th International Conference on Road Traffic Monitoring and Control*, pages 145–149.
- Deng, C. and Zhu, C. (2023). Short-term traffic velocity prediction based on lstm neural networks. In *2023 IEEE 6th International Conference on Knowledge Innovation and Invention (ICKII)*, pages 634–638.
- Deng, F., Jin, J., Shen, Y., and Du, Y. (2019). Advanced self-improving ramp metering algorithm based on multi-agent deep reinforcement learning. In *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pages 3804–3809.
- Deng, H. and Zhou, K. (2022). Research on variable speed limit of highway main line based on model predictive control. In *2022 IEEE 10th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*, volume 10, pages 2106–2111.
- Deo, P., De Schutter, B., and Hegyi, A. (2009). Model predictive control for multi-class traffic flows. *IFAC Proceedings Volumes*, 42(15):25–30. 12th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems.

- Deshpande, N. and Park, H. (2024a). Physics-informed deep learning with kalman filter mixture: A new state prediction model. In *2024 58th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*, pages 1–6.
- Deshpande, N. and Park, H. J. (2024b). Physics-informed deep learning with kalman filter mixture for traffic state prediction. *International Journal of Transportation Science and Technology*.
- Di Costanzo, L., Coppola, A., Pariota, L., Petrillo, A., Santini, S., and Bifulco, G. N. (2020). Variable speed limits system: A simulation-based case study in the city of naples. In *2020 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2020 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / ICPS Europe)*, pages 1–6.
- Diao, Z., Zhang, D., Wang, X., Xie, K., He, S., Lu, X., and Li, Y. (2019). A hybrid model for short-term traffic volume prediction in massive transportation systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(3):935–946.
- Du, B., Peng, H., Wang, S., Bhuiyan, M. Z. A., Wang, L., Gong, Q., Liu, L., and Li, J. (2020). Deep irregular convolutional residual lstm for urban traffic passenger flows prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 21(3):972–985.
- Du, S. and Razavi, S. (2022). Fault-tolerant control of variable speed limits for freeway work zone with recurrent sensor faults. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(8):10815–10826.
- Essien, A. E., Chukwkelu, G., and Giannetti, C. (2019). A scalable deep convolutional lstm neural network for large-scale urban traffic flow prediction using recurrence plots. In *2019 IEEE AFRICON*, pages 1–7.
- Fafoutellis, P. and Vlahogianni, E. I. (2025). A theory-informed multivariate causal framework for trustworthy short-term urban traffic forecasting. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 170:104945.
- Fang, W., Cai, W., Fan, B., Yan, J., and Zhou, T. (2021a). Kalman-lstm model for short-term traffic flow forecasting. In *2021 IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, volume 5, pages 1604–1608.
- Fang, Y., Jiang, J., and He, Y. (2021b). Traffic speed prediction based on lstm-graph attention network (l-gat). In *2021 4th International Conference on Advanced Electronic Materials, Computers and Software Engineering (AEMCSE)*, pages 788–793.
- Ferrara, A., Incremona, G. P., and Piacentini, G. (2021). A hierarchical mpc and sliding mode based two-level control for freeway traffic systems with partial demand information. *European Journal of Control*, 59:152–164.
- Ferrara, A., Nai Oleari, A., Sacone, S., and Siri, S. (2012). An event-triggered model predictive control scheme for freeway systems. In *2012 IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 6975–6982.

- Ferrara, A., Nai Oleari, A., Sacone, S., and Siri, S. (2013). Case-study based performance assessment of an event-triggered mpc scheme for freeway systems. In *2013 European Control Conference (ECC)*, pages 4027–4032.
- Ferrara, A., Sacone, S., and Siri, S. (2014a). Distributed model predictive control for mld systems: Application to freeway ramp metering. In *2014 American Control Conference*, pages 5294–5299.
- Ferrara, A., Sacone, S., and Siri, S. (2014b). Event-triggered strategies for the networked control of freeway traffic systems. In *2014 European Control Conference (ECC)*, pages 2594–2599.
- Ferrara, A., Sacone, S., Siri, S., Vivas, C., and Rubio, F. R. (2016). Switched observer-based ramp metering controllers for freeway systems. In *2016 IEEE 55th Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 6777–6782.
- Fitters, W., Cuzzocrea, A., and Hassani, M. (2021). Enhancing lstm prediction of vehicle traffic flow data via outlier correlations. In *2021 IEEE 45th Annual Computers, Software, and Applications Conference (COMPSAC)*, pages 210–217.
- Frejo, J. R. D. and Camacho, E. F. (2012). Global versus local mpc algorithms in freeway traffic control with ramp metering and variable speed limits. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(4):1556–1565.
- Frejo, J. R. D., Camacho, E. F., and Horowitz, R. (2012). A parameter identification algorithm for the metanet model with a limited number of loop detectors. In *2012 IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 6983–6988.
- Frejo, J. R. D. and De Schutter, B. (2019a). Feed-forward alineas: A ramp metering control algorithm for nearby and distant bottlenecks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(7):2448–2458.
- Frejo, J. R. D. and De Schutter, B. (2019b). Spert: A speed limit strategy for recurrent traffic jams. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(2):692–703.
- Frejo, J. R. D. and De Schutter, B. (2021a). Logic-based traffic flow control for ramp metering and variable speed limits—part 1: Controller. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22(5):2647–2657.
- Frejo, J. R. D. and De Schutter, B. (2021b). Logic-based traffic flow control for ramp metering and variable speed limits—part 2: Simulation and comparison. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22(5):2658–2668.
- Frejo, J. R. D., Núñez, A., De Schutter, B., and Camacho, E. F. (2013). Model predictive control for freeway traffic using discrete speed limit signals. In *2013 European Control Conference (ECC)*, pages 4033–4038.
- Frejo, J. R. D., Papamichail, I., Papageorgiou, M., and Camacho, E. F. (2016). Macroscopic modeling and control of reversible lanes on freeways. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(4):948–959.

- Ganchev, K., Graça, J., Gillenwater, J., and Taskar, B. (2010). Posterior regularization for structured latent variable models. *Journal of Machine Learning Research*, 11:2001–2049.
- Gao, Y., Zhou, C., Rong, J., Wang, Y., and Liu, S. (2022). Short-term traffic speed forecasting using a deep learning method based on multitemporal traffic flow volume. *IEEE Access*, 10:82384–82395.
- Gebre, T. S. and Hashemi-Beni, L. (2024). An integrated framework of gpt-4 and pinn for dynamic traffic estimation and support. In *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pages 5457–5460.
- Geng, M., Li, J., Xia, Y., and Chen, X. M. (2023). A physics-informed transformer model for vehicle trajectory prediction on highways. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 154:104272.
- Ghiassi, A., Hale, D., Bared, J., Kondyli, A., and Ma, J. (2018). A dynamic signal control approach for integrated ramp and mainline metering. In *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 2892–2898.
- Ghosh, S. and Misra, I. S. (2020). Controlled speed limiting system for congestion mitigation for smart city design. In *2020 IEEE Calcutta Conference (CALCON)*, pages 225–229.
- Gning, A., Mihaylova, L., and Boel, R. K. (2011). Interval macroscopic models for traffic networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 12(2):523–536.
- Goli, S. A., Far, B. H., and Fapojuwo, A. O. (2018). Vehicle trajectory prediction with gaussian process regression in connected vehicle environment*. In *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 550–555.
- Gregurić, M., Kušić, K., Vrbanić, F., and Ivanjko, E. (2020). Variable speed limit control based on deep reinforcement learning: A possible implementation. In *2020 International Symposium ELMAR*, pages 67–72.
- Groot, N., De Schutter, B., Zegeye, S. K., and Hellendoorn, H. (2011). Model-based traffic and emission control using pwa models — a mixed-logical dynamic approach. In *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 2142–2147.
- Gu, C., Wu, C., Teo, K. L., Wu, Y., and Wang, S. (2022). A smoothing method for ramp metering. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(8):13358–13371.
- Gu, C., Zhou, T., and Wu, C. (2023). Deep koopman traffic modeling for freeway ramp metering. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 24(6):6001–6013.
- Guo, J., Song, C., and Wang, H. (2019a). A multi-step traffic speed forecasting model based on graph convolutional lstm. In *2019 Chinese Automation Congress (CAC)*, pages 2466–2471.
- Guo, Y., Kalidindi, V. V., Arief, M., Wang, W., Zhu, J., Peng, H., and Zhao, D. (2019b). Modeling multi-vehicle interaction scenarios using gaussian random field. In *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pages 3974–3980.

- Gurugubelli, S. and Chepuri, S. P. (2023). Gaussian processes for edge flow prediction with active learning. In *2023 57th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, pages 809–813.
- Haddioui, M., Qaraai, Y., Bouarafa, S., Agoujl, S., and Bouhamidi, A. (2024). A macroscopic traffic flow modelling and collision avoidance using b-spline and physics-informed neural network approaches. *International Journal of Intelligent Networks*, 5:196–203.
- Haj-Salem, H. and Papageorgiou, M. (1995). Ramp metering impact on urban corridor traffic: Field results. *Transportation Research Part A*, 29:303–319.
- Hajiahmadi, M., van de Weg, G. S., Tampère, C. M. J., Corthout, R., Hegyi, A., De Schutter, B., and Hellendoorn, H. (2016). Integrated predictive control of freeway networks using the extended link transmission model. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(1):65–78.
- Han, L., Abdel-Aty, M., Yu, R., and Wang, C. (2024). Lstm + transformer real-time crash risk evaluation using traffic flow and risky driving behavior data. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 25(11):18383–18395.
- Han, Y., Ramezani, M., Hegyi, A., Yuan, Y., and Hoogendoorn, S. (2020). Hierarchical ramp metering in freeways: An aggregated modeling and control approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 110:1–19.
- Han, Y., Wang, M., Li, L., Roncoli, C., Gao, J., and Liu, P. (2022). A physics-informed reinforcement learning-based strategy for local and coordinated ramp metering. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 137:103584.
- Hao, X., Yin, C., Hou, Z., and Jin, S. (2019). Ramp metering via feedback-aided iterative learning control for freeway traffic systems under iteration-varying boundary conditions. In *2019 Chinese Automation Congress (CAC)*, pages 122–127.
- Harrou, F., Zeroual, A., Kadri, F., and Sun, Y. (2024). Enhancing road traffic flow prediction with improved deep learning using wavelet transforms. *Results in Engineering*, 23:102342.
- He, L., Li, J., Qu, X., and Rui, Y. (2022). Model predictive control method of separating trucks from passenger vehicles at freeway. In *2022 10th International Conference on Traffic and Logistic Engineering (ICTLE)*, pages 73–77.
- He, Z., Wang, L., Su, Z., and Ma, W. (2024). Integrating variable speed limit and ramp metering to enhance vehicle group safety and efficiency in a mixed traffic environment. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 641:129754.
- Hegyi, A. (2004). *Model predictive control for integrating traffic control measures*. PhD thesis, Delft University of Technology.
- Hegyi, A., De Schutter, B., and Hellendoorn, H. (2005a). Model predictive control for optimal coordination of ramp metering and variable speed limits. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 13(3):185–209.

- Hegyi, A., Duy, D., De Schutter, B., Hellendoorn, J., Hoogendoorn, S., and Stramigioli, S. (2003). Suppressing shock waves on the a1 in the netherlands-model calibration and model-based predictive control. In *Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, volume 1, pages 672–677 vol.1.
- Hegyi, A., Schutter, B. D., and Hellendoorn, J. (2005b). Optimal coordination of variable speed limits to suppress shock waves. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 6(1):102–112.
- Henry Liu, Xinkai Wu, P. M. J. H. (2007). Employment of the traffic management lab for the evaluation and improvement of stratified metering algorithm – phase iii. Tech. rep., Department of Civil Engineering University of Minnesota.
- Heshami, S. and Kattan, L. (2021). Ramp metering control under stochastic capacity in a connected environment: A dynamic bargaining game theory approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 130:103282.
- Hidayat, Z., Lendek, Z., Babuška, R., and De Schutter, B. (2010). Fuzzy observer for state estimation of the metanet traffic model. In *13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 19–24.
- Hochreiter, S. (1998). The vanishing gradient problem during learning recurrent neural nets and problem solutions. *Int. J. Uncertain. Fuzziness Knowl.-Based Syst.*, 6(2):107–116.
- Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Comput.*, 9(8):1735–1780.
- HongCheng, G., Qing, W., and BingQuan, F. (2009). Graphical route information panel and macroscopic simulation based investigation of its control benefits. In *2009 IEEE International Conference on Control and Automation*, pages 1454–1459.
- Hosein Ghods, A., Rahimi Kian, A., and Tabibi, M. (2007). A genetic-fuzzy control application to ramp metering and variable speed limit control. In *2007 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, pages 1723–1728.
- Hou, Y., Zhang, X., Graf, P., Tripp, C., and Biagioni, D. (2021). A cyber-physical system for freeway ramp meter signal control using deep reinforcement learning in a connected environment. In *2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pages 3813–3820.
- Hu, Z. and Ma, W. (2024). Demonstration-guided deep reinforcement learning for coordinated ramp metering and perimeter control in large scale networks. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 159:104461.
- Huang, A. J. and Agarwal, S. (2020). Physics informed deep learning for traffic state estimation. In *2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1–6.
- Huang, A. J. and Agarwal, S. (2021). Physics informed deep learning: Applications to traffic state estimation in connected vehicle environment.

- Huang, A. J. and Agarwal, S. (2022). Physics-informed deep learning for traffic state estimation: Illustrations with lwr and ctm models. *IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems*, 3:503–518.
- Huang, A. J. and Agarwal, S. (2023). Physics informed deep learning: Applications in transportation. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.12336>.
- Huang, A. J., Biswas, A., and Agarwal, S. (2024). Incorporating nonlocal traffic flow model in physics-informed neural networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 25(11):16249–16258.
- Ihor O. Bohachevsky, M. E. J. and Stein, M. L. (1986). Generalized simulated annealing for function optimization. *Technometrics*, 28(3):209–217.
- Ikotun, A. M., Ezugwu, A. E., Abualigah, L., Abuhaija, B., and Heming, J. (2023). K-means clustering algorithms: A comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data. *Inf. Sci.*, 622(C):178–210.
- Iordanidou, G.-R., Papamichail, I., Roncoli, C., and Papageorgiou, M. (2016). Integrated motorway traffic flow control with delay balancing. *IFAC-PapersOnLine*, 49(3):315–322. 14th IFAC Symposium on Control in Transportation SystemsCTS 2016.
- Jacobson, L. N., Henry, K. C., and Mehryar, O. (1989). Real-time metering algorithm for centralized control. *Transportation Research Record*, 1232.
- Jain, R., Dhingra, S., and Joshi, K. (2022). Missing data analysis in traffic monitoring system using lstm. In *2022 International Conference on Computational Modelling, Simulation and Optimization (ICCMO)*, pages 7–11.
- Jiang, Y., Fan, J., Liu, Y., and Zhang, X. (2022). Deep graph gaussian processes for short-term traffic flow forecasting from spatiotemporal data. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(11):20177–20186.
- Jiao, L. and Zheng, W. (2020). Multi-step traffic flow prediction method based on the conv1d + lstm. In *2020 Eighth International Conference on Advanced Cloud and Big Data (CBD)*, pages 113–118.
- Jin, B., Yu, J., He, Y., Que, Z., and Yang, S. (2024). Event-triggered model predictive control with reinforcement learning for highway local ramp metering. In *2024 43rd Chinese Control Conference (CCC)*, pages 6556–6561.
- Jin, B., Yu, J., Zhou, Y., Wang, D., Zhang, Y., and Yang, S. (2023). Simulation-driven multi-segment variable speed limits on freeway. In *2023 7th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS)*, pages 1163–1167.
- Kamalifar, A., Cenedese, C., Cucuzzella, M., and Ferrara, A. (2024). A new control-oriented metanet model to encompass service stations on highways. In *2024 European Control Conference (ECC)*, pages 1387–1392.
- Ke, Z., Li, Z., Cao, Z., and Liu, P. (2021). Enhancing transferability of deep reinforcement learning-based variable speed limit control using transfer learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22(7):4684–4695.

- Kejun, L., Meiping, Y., Jianlong, Z., and Xiaoguang, Y. (2008). Model predictive control for variable speed limit in freeway work zone. In *2008 27th Chinese Control Conference*, pages 488–493.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., and Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598):671–680.
- Knoop, V. L., Taale, H., Meulenberg, M., van Erp, P. B., and Hoogendoorn, S. P. (2018). Ramp metering with real-time estimation of parameters. In *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 3619–3626.
- Kocijan, J. and Přikryl, J. (2010). Soft sensor for faulty measurements detection and reconstruction in urban traffic. In *Melecon 2010 - 2010 15th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference*, pages 172–177.
- Kontorinaki, M., Karafyllis, I., and Papageorgiou, M. (2019). Local and coordinated ramp metering within the unifying framework of an adaptive control scheme. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 128:89–113.
- Kotsialos, A. and Papageorgiou, M. (2005). A hierarchical ramp metering control scheme for freeway networks. In *Proceedings of the 2005, American Control Conference, 2005.*, pages 2257–2262 vol. 4.
- Kotsialos, A., Papageorgiou, M., Diakaki, C., Pavlis, Y., and Middelham, F. (2002a). Traffic flow modeling of large-scale motorway networks using the macroscopic modeling tool metanet. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 3(4):282–292.
- Kotsialos, A., Papageorgiou, M., Mangeas, M., and Haj-Salem, H. (2002b). Coordinated and integrated control of motorway networks via non-linear optimal control. *Transportation Research Part C*, 10(1):65–84.
- Kotsialos, A., Papageorgiou, M., and Middelham, F. (2001). Optimal coordinated ramp metering with AMOC. *Transportation Research Record*, 1748:55–65.
- Kušić, K., Dusparic, I., Guériau, M., Gregurić, M., and Ivanjko, E. (2020). Extended variable speed limit control using multi-agent reinforcement learning. In *2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1–8.
- Kušić, K., Korent, N., Gregurić, M., and Ivanjko, E. (2016). Comparison of two controllers for variable speed limit control. In *2016 International Symposium ELMAR*, pages 101–106.
- Lahmiss, H. and Khatory, A. (2020). Variable speed limit (vsl) system applications in motorways. In *2020 IEEE 13th International Colloquium of Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA)*, pages 1–5.
- Le, T. V., Oentaryo, R., Liu, S., and Lau, H. C. (2017). Local Gaussian Processes for Efficient Fine-Grained Traffic Speed Prediction. *IEEE Transactions on Big Data*, 3(02):194–207.
- Lee, Y.-J. and Min, O. (2018). Long short-term memory recurrent neural network for urban traffic prediction: A case study of seoul. In *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1279–1284.

- Lei, N., Zhang, H., Li, R., Yu, J., Wang, H., and Wang, Z. (2024). Physics-informed data-driven modeling approach for commuting-oriented hybrid powertrain optimization. *Energy Conversion and Management*, 299:117814.
- Li, D. and Lasenby, J. (2024). Imagination-augmented reinforcement learning framework for variable speed limit control. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 25(2):1384–1393.
- Li, J., Guo, F., Sivakumar, A., Dong, Y., and Krishnan, R. (2021). Transferability improvement in short-term traffic prediction using stacked lstm network. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 124:102977.
- Li, J., Liao, C., Hu, S., Chen, X., and Lee, D.-H. (2024). Physics-guided multi-source transfer learning for network-scale traffic flow prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 25(11):17533–17546.
- Li, J., Xu, G., Cheng, Y., and Huang, B. (2022a). Short-time traffic flow prediction based on k-means++ and lstm. In *2022 IEEE Intl Conf on Parallel Distributed Processing with Applications, Big Data Cloud Computing, Sustainable Computing Communications, Social Computing Networking (ISPA/BDCloud/SocialCom/SustainCom)*, pages 286–293.
- Li, J.-W., Lu, H.-P., Fan, L., and Geng, X.-F. (2010). An extension of local ramp metering strategy of expressway considering flow maximizing. In *2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing*, volume 9, pages 4184–4187.
- Li, P., Guo, H., Bao, S., and Kusari, A. (2023). A probabilistic framework for estimating the risk of pedestrian-vehicle conflicts at intersections. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 24(12):14111–14120.
- Li, R., Hu, Y., and Liang, Q. (2020). T2f-lstm method for long-term traffic volume prediction. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 28(12):3256–3264.
- Li, Y. and Wu, X. (2018). Traffic flow prediction based on long short term memory network. In *2018 Chinese Automation Congress (CAC)*, pages 1157–1162.
- Li, Z., Fu, Y., Zhao, P., and Li, C. (2022b). A dynamic spatiotemporal prediction method for urban network traffic. In *2022 IEEE 96th Vehicular Technology Conference (VTC2022-Fall)*, pages 1–5.
- Li, Z., Liu, P., Xu, C., Duan, H., and Wang, W. (2017). Reinforcement learning-based variable speed limit control strategy to reduce traffic congestion at freeway recurrent bottlenecks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(11):3204–3217.
- Li, Z., Zhu, X., Liu, X., and Qu, X. (2019). Model-based predictive variable speed limit control on multi-lane freeways with a line of connected automated vehicles. In *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pages 1989–1994.
- Lian, R. and Wang, X. (2024). Gcn-bi-lstm: A neural network method based on spatiotemporal features for short-term traffic flow prediction. In *2024 6th International Conference on Data-driven Optimization of Complex Systems (DOCS)*, pages 613–618.

- Liang, X., Liang, S., Yan, M., and Liang, X. (2017a). Highway traffic density control based on rbf neural network. In *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*, pages 3931–3936.
- Liang, X., Yan, M., and Liang, X. (2017b). Coordinated freeway ramp control based on genetic ant colony algorithm. In *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*, pages 6452–6457.
- Liao, K. and Zhou, W. (2023). A bayesian optimized spatial-temporal lstm for traffic flow prediction. In *2023 42nd Chinese Control Conference (CCC)*, pages 01–06.
- Lim, Q., Johari, K., and Tan, U.-X. (2019). Gaussian process auto regression for vehicle center coordinates trajectory prediction. In *TENCON 2019 - 2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, pages 25–30.
- Lin, K., Jia, Z., Li, P., Shi, T., and Khamis, A. (2023a). Cooperative variable speed limit control using multi-agent reinforcement learning and evolution strategy for improved throughput in mixed traffic. In *2023 IEEE International Conference on Smart Mobility (SM)*, pages 27–32.
- Lin, K.-Y., Liu, P.-Y., Wang, P.-K., Hu, C.-L., and Cai, Y. (2023b). Predicting road traffic risks with cnn-and-lstm learning over spatio-temporal and multi-feature traffic data. In *2023 IEEE International Conference on Software Services Engineering (SSE)*, pages 305–311.
- Lin, L., Li, J., Chen, F., Ye, J., and Huai, J. (2018). Road Traffic Speed Prediction: A Probabilistic Model Fusing Multi-Source Data. *IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering*, 30(07):1310–1323.
- Liu, D., Hui, S., Li, L., Liu, Z., and Zhang, Z. (2020a). A method for short-term traffic flow forecasting based on gcn-lstm. In *2020 International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL)*, pages 364–368.
- Liu, J., Barreau, M., Čičić, M., and Johansson, K. H. (2021). Learning-based traffic state reconstruction using probe vehicles. *IFAC-PapersOnLine*, 54(2):87–92. 16th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems CTS 2021.
- Liu, J., Jiang, R., Zhao, J., and Shen, W. (2023a). A quantile-regression physics-informed deep learning for car-following model. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 154:104275.
- Liu, S., De Schutter, B., and Hellendoorn, H. (2014). Model predictive traffic control based on a new multi-class metanet model. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3):8781–8786. 19th IFAC World Congress.
- Liu, Y., Zheng, H., Feng, X., and Chen, Z. (2017). Short-term traffic flow prediction with conv-lstm. In *2017 9th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, pages 1–6.
- Liu, Z., Lyu, C., Wang, Z., Wang, S., Liu, P., and Meng, Q. (2023b). A gaussian-process-based data-driven traffic flow model and its application in road capacity analysis. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 24(2):1544–1563.

- Liu, Z., Wu, Y., Cao, S., Zhu, L., and Shen, G. (2020b). A ramp metering method based on congestion status in the urban freeway. *IEEE Access*, 8:76823–76831.
- Liyong, W. and Vateekul, P. (2019). Traffic prediction using attentional spatial-temporal deep learning with accident embedding. In *2019 4th International Conference on Computational Intelligence and Applications (ICCIA)*, pages 98–103.
- Long, K., Shi, X., and Li, X. (2024). Physics-informed neural network for cross-dynamics vehicle trajectory stitching. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 192:103799.
- Lu, H. and Yang, F. (2018). Research on network traffic prediction based on long short-term memory neural network. In *2018 IEEE 4th International Conference on Computer and Communications (ICCC)*, pages 1109–1113.
- Lu, J. (2023). An efficient and intelligent traffic flow prediction method based on lstm and variational modal decomposition. *Measurement: Sensors*, 28:100843.
- Lu, J., Li, C., Wu, X. B., and Zhou, X. S. (2023). Physics-informed neural networks for integrated traffic state and queue profile estimation: A differentiable programming approach on layered computational graphs. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 153:104224.
- Lu, L., Zhao, H., Xu, F., Luo, Y., Chen, J., and Ding, X. (2024). Ga-lstm speed prediction-based ddqn energy management for extended-range vehicles. *Energy and AI*, 17:100367.
- Lu, W., Rui, Y., and Ran, B. (2022). Lane-level traffic speed forecasting: A novel mixed deep learning model. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(4):3601–3612.
- Lu, X.-Y., Qiu, T. Z., Horowitz, R., Chow, A., and Shladover, S. (2011). Metanet model improvement for traffic control. In *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 2148–2153.
- Lu, X.-Y., Qiu, T. Z., Varaiya, P., Horowitz, R., and Shladover, S. E. (2010). Combining variable speed limits with ramp metering for freeway traffic control. In *Proceedings of the 2010 American Control Conference*, pages 2266–2271.
- Lu, Z., Lv, W., Xie, Z., Du, B., and Huang, R. (2019). Leveraging graph neural network with lstm for traffic speed prediction. In *2019 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence Computing, Advanced Trusted Computing, Scalable Computing Communications, Cloud Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation (SmartWorld/SCALCOM/UIC/ATC/CBDCOM/IOP/SCI)*, pages 74–81.
- Luo, Y., Zheng, J., Wang, X., Tao, Y., and Jiang, X. (2024). Gt-lstm: A spatio-temporal ensemble network for traffic flow prediction. *Neural Networks*, 171:251–262.
- Luspay, T., Csikós, A., Péni, T., Varga, I., and Kulcsár, B. (2017). Ramp metering for flow maximisation and emission reduction – a set-based multi-objective design approach. *Transportation Research Procedia*, 27:937–944. 20th EURO Working Group on Transportation Meeting, EWGT 2017, 4-6 September 2017, Budapest, Hungary.

- M. Barreau, J. L. and Johansson, K. H. (2021). Learning-based state reconstruction for a scalar hyperbolic pde under noisy lagrangian sensing. In *Proceedings of Machine Learning Research*, number 144, pages 34–46.
- Ma, W., Xie, H., and Xiao, P. (2021). Research on prediction algorithm of vehicle speed based on driving intention classification. In *2021 6th International Conference on Automation, Control and Robotics Engineering (CACRE)*, pages 221–227.
- Ma, X., Karimpour, A., and Wu, Y.-J. (2020a). Statistical evaluation of data requirement for ramp metering performance assessment. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 141:248–261.
- Ma, Y. and Wang, J. (2022). Personalized driving behaviors and fuel economy over realistic commute traffic: Modeling, correlation, and prediction. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 71(7):7084–7094.
- Ma, Y., Zhang, Z., and Ihler, A. (2020b). Multi-lane short-term traffic forecasting with convolutional lstm network. *IEEE Access*, 8:34629–34643.
- Maciejowski, J. (2002). *Predictive control: with constraints*. Prentice Hall, Harlow.
- Maggi, L., Maratea, M., Sacone, S., and Siri, S. (2013). Computational analysis of freeway traffic control based on a linearized prediction model. In *52nd IEEE Conference on Decision and Control*, pages 886–891.
- Maggi, L., Sacone, S., and Siri, S. (2015). Freeway traffic control considering capacity drop phenomena: Comparison of different mpc schemes. In *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 457–462.
- Majid, H., Abouaïssa, H., Jolly, D., and Morvan, G. (2013). Real-time dynamic traffic routing using variable structure control. In *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, pages 1278–1283.
- Mao, P., Ji, X., Qu, X., Li, L., and Ran, B. (2022). A variable speed limit control based on variable cell transmission model in the connecting traffic environment. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(10):17632–17643.
- Masher, D., Ross, D., Wong, P., Tuan, P., Zeidler, H., and Petracek, S. (1975). Guidelines for design and operation of ramp control systems. Technical Report NCHRP 3-22, SRI Project 3340, Stanford Research Institute.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., and Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, 21:1087–1092.
- Min, L., Li-Li, Z., Li, W., Hai-Bo, Z., and Zheng-Xi, L. (2016). Coordination control of entrance ramp metering and upstream signal control based on cpn. In *2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, pages 3570–3575.
- Mo, Z., Shi, R., and Di, X. (2021). A physics-informed deep learning paradigm for car-following models. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 130:103240.

- Mostafi, S., Alghamdi, T., and Elgazzar, K. (2024). Interconnected traffic forecasting using time distributed encoder-decoder multivariate multi-step lstm. In *2024 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 2503–2508.
- Naheliya, B., Redhu, P., and Kumar, K. (2024). Mfoa-bi-lstm: An optimized bidirectional long short-term memory model for short-term traffic flow prediction. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 634:129448.
- Narmadha, S. and Vijayakumar, V. (2023). Spatio-temporal vehicle traffic flow prediction using multivariate cnn and lstm model. *Materials Today: Proceedings*, 81:826–833. International Virtual Conference on Sustainable Materials (IVCSM-2k20).
- Nelson, A. A., Tydlacka, J. M., Stevens, R. G., Chrysler, S. T., and Voigt, A. P. (2011). Lane assignment traffic control devices on frontage roads and conventional roads at interchanges. Tech. rep., Texas Department of Transportation.
- Németh, B., Bede, Z., and Gáspár, P. (2018). Mpc-based coordinated control design for look-ahead vehicles and traffic flow. In *2018 26th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, pages 1–9.
- Othman, B., De Nunzio, G., Di Domenico, D., and Canudas-de Wit, C. (2022). Analysis of the impact of variable speed limits on environmental sustainability and traffic performance in urban networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(11):21766–21776.
- Othman, B., Nunzio, G. D., Di Domenico, D., and Canudas-de Wit, C. (2021). Urban road traffic fuel consumption optimization via variable speed limits or signalized access control: A comparative study. In *2021 60th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 1929–1934.
- Ounoughi, C. and Ben Yahia, S. (2024). Sequence to sequence hybrid bi-lstm model for traffic speed prediction. *Expert Systems with Applications*, 236:121325.
- Papageorgiou, M., Blosseville, J.-M., and Hadj-Salem, H. (1989). Macroscopic modelling of traffic flow on the boulevard périphérique in paris. *Transportation Research Part B: Methodological*, 23(1):29–47.
- Papageorgiou, M., Blosseville, J.-M., and Hadj-Salem, H. (1990). Modelling and real-time control of traffic flow on the southern part of boulevard peripherique in paris: Part i: Modelling. *Transportation Research Part A: General*, 24(5):345–359.
- Papageorgiou, M., Hadj-Salem, H., and Blosseville, J.-M. (1991). ALINEA: A local feedback control law for on-ramp metering. *Transportation Research Record*, 1320:58–64.
- Papageorgiou, M., Kosmatopoulos, E., Papamichail, I., and Wang, Y. (2007). Alinea maximises motorway throughput—an answer to flawed criticism. *Traffic Engineering and Control*, 48:271–276.
- Papageorgiou, M., Kosmatopoulos, E., Papamichail, I., and Wang, Y. (2008). A misapplication of the local ramp metering strategy alinea. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 9(2):360–365.

- Papageorgiou, M. and Marinaki, M. (1995). A feasible direction algorithm for the numerical solution of optimal control problems. Technical Report Internal report 1995-4, Dynamic Systems and Simulation Laboratory, Technical University of Crete.
- Papageorgiou, M. and Mayrt, R. (1982). Optimal decomposition methods applied to motorway traffic control. *International Journal of Control*, 35(2):269–280.
- Papamichail, I., Kosmatopoulos, E., Papageorgiou, M., Chrysoulakis, I., Gaffney, J., and Vong, V. (2009). Hero coordinated ramp metering implemented at the monash freeway. In *Proceedings of the 2nd TRB International Symposium on Freeway and Tollway Operations*.
- Papamichail, I., Kotsialos, A., Margonis, I., and Papageorgiou, M. (2010). Coordinated ramp metering for freeway networks – a model-predictive hierarchical control approach. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 18(3):311–331. 11th IFAC Symposium: The Role of Control.
- Papamichail, I. and Papageorgiou, M. (2008). Traffic-responsive linked ramp-metering control. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 9(1):111–121.
- Papamichail, I., Papageorgiou, M., Vong, V., and Gaffney, J. (2011). Heuristic ramp-metering coordination strategy implemented at monash freeway, australia.
- Pasquale, C., Anghinolfi, D., Sacone, S., Siri, S., and Papageorgiou, M. (2016a). A comparative analysis of solution algorithms for nonlinear freeway traffic control problems. In *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, page 1773–1778. IEEE Press.
- Pasquale, C., Anghinolfi, D., Sacone, S., Siri, S., and Papageorgiou, M. (2016b). A comparative analysis of solution algorithms for nonlinear freeway traffic control problems. In *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1773–1778.
- Pasquale, C., Anghinolfi, D., Sacone, S., Siri, S., and Papageorgiou, M. (2016c). A two-class traffic control scheme for reducing congestion and improving safety in freeway systems. In *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1767–1772.
- Pasquale, C., Liu, S., Siri, S., Sacone, S., and Schutter, B. D. (2015a). A new emission model including on-ramps for two-class freeway traffic control. In *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 1143–1149.
- Pasquale, C., Papamichail, I., Roncoli, C., Sacone, S., Siri, S., and Papageorgiou, M. (2015b). Two-class freeway traffic regulation to reduce congestion and emissions via nonlinear optimal control. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 55:85–99. Engineering and Applied Sciences Optimization (OPT-i) - Professor Matthew G. Karlaftis Memorial Issue.
- Pasquale, C., Sacone, S., and Siri, S. (2013). Multi-class local ramp metering to reduce traffic emissions in freeway systems. *IFAC Proceedings Volumes*, 46(25):43–48. 1st IFAC Workshop on Advances in Control and Automation Theory for Transportation Applications.

- Pasquale, C., Sacone, S., and Siri, S. (2014a). Ramp metering control for two vehicle classes to reduce traffic emissions in freeway systems. In *2014 European Control Conference (ECC)*, pages 2588–2593.
- Pasquale, C., Sacone, S., and Siri, S. (2014b). Ramp metering control for two vehicle classes to reduce traffic emissions in freeway systems. In *2014 European Control Conference (ECC)*, pages 2588–2593.
- Pasquale, C., Sacone, S., and Siri, S. (2014c). Two-class emission traffic control for freeway systems. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3):936–941. 19th IFAC World Congress.
- Pasquale, C., Sacone, S., and Siri, S. (2018a). Closed-loop stability of freeway traffic systems with ramp metering control. In *2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 223–228.
- Pasquale, C., Sacone, S., and Siri, S. (2020). Stabilizing piecewise linear state feedback controllers for freeway networks. In *2020 European Control Conference (ECC)*, pages 434–439.
- Pasquale, C., Sacone, S., and Siri, S. (2022). Optimization of time-varying feedback controller parameters for freeway networks. *Optimal Control Applications and Methods*, 43(1):65–85.
- Pasquale, C., Sacone, S., Siri, S., and Ferrara, A. (2018b). A new micro-macro metanet model for platoon control in freeway traffic networks. In *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1481–1486.
- Pasquale, C., Sacone, S., Siri, S., and Papageorgiou, M. (2017a). A nonlinear optimal control approach to reduce travel times and to improve safety in freeway traffic systems. In *2017 5th IEEE International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems (MT-ITS)*, pages 633–638.
- Pasquale, C., Sacone, S., Siri, S., and Papageorgiou, M. (2017b). A nonlinear optimal control approach to reduce travel times and to improve safety in freeway traffic systems. In *2017 5th IEEE International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems (MT-ITS)*, pages 633–638.
- Pasquale, C., Sacone, S., Siri, S., and Papageorgiou, M. (2018c). Optimal control for reducing congestion and improving safety in freeway systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(11):3613–3625.
- Pasquale, C., Sacone, S., Siri, S., and Papageorgiou, M. (2018d). Optimal control for reducing congestion and improving safety in freeway systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(11):3613–3625.
- Pereira, M., Lang, A., and Kulcsár, B. (2022). Short-term traffic prediction using physics-aware neural networks. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 142:103772.
- Pesti, G., Wiles, P., Cheu, R., Songchitruksa, P., Shelton, J., and Cooner, S. (2008). Traffic control strategies for congested freeways and work zones. Tech. rep., Texas Transportation Institute, Texas A & M University System.

- Piacentini, G., Incremona, G. P., and Ferrara, A. (2020). Freeway traffic control via second-order sliding modes generation. In *2020 European Control Conference (ECC)*, pages 1613–1618.
- Pooladsanj, M., Savla, K., and Ioannou, P. A. (2023). Throughput of freeway networks under ramp metering subject to vehicle safety constraints. In *2023 American Control Conference (ACC)*, pages 4425–4430.
- Poole, A. and Kotsialos, A. (2012). Metanet model validation using a genetic algorithm. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(24):7–12. 13th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems.
- Poole, A. and Kotsialos, A. (2016a). Swarm intelligence algorithms for macroscopic traffic flow model validation with automatic assignment of fundamental diagrams. *Applied Soft Computing*, 38:134–150.
- Poole, A. and Kotsialos, A. (2016b). Traffic flow model validation using metanet, adol-c and rprop. *IFAC-PapersOnLine*, 49(3):291–296. 14th IFAC Symposium on Control in Transportation SystemsCTS 2016.
- Poole, A. and Kotsialos, A. (2018). Metanet validation of the large-scale manchester ring-road network using gradient-based and particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(7):2055–2065.
- Poonia, P. and Jain, V. K. (2020). Short-term traffic flow prediction: Using lstm. In *2020 International Conference on Emerging Trends in Communication, Control and Computing (ICONC3)*, pages 1–4.
- Qi, C., Hou, Z., and Li, X. (2008). Freeway feedback ramp metering based on neuron adaptive control algorithm. In *2008 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, volume 1, pages 349–353.
- Qin, L. and Xueping, Z. (2023). A traffic flow prediction framework based on deep learning and particle swarm optimization. In *2023 IEEE International Conference on Sensors, Electronics and Computer Engineering (ICSECE)*, pages 1467–1471.
- Radhika, V., Kiruba, R., and Saranya, M. (2024). Design and simulation of speed limit control for electric vehicles in variable zones. In *2024 5th International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC)*, pages 308–312.
- Rasmussen, C. E. and Williams, C. K. I. (2006). *Gaussian Processes for Machine Learning*. MIT Press, Cambridge, MA.
- Rawlings, J. and Mayne, D. (2009). *Model predictive control: Theory and design*. Nob Hill Publishing.
- Rempe, F., Loder, A., and Bogenberger, K. (2021). Estimating motorway traffic states with data fusion and physics-informed deep learning. In *2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pages 2208–2214.

- Rodrigues, F., Henrickson, K., and Pereira, F. C. (2019). Multi-output gaussian processes for crowdsourced traffic data imputation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(2):594–603.
- Rodriguez-Deniz, H., Jenelius, E., and Villani, M. (2017). Urban network travel time prediction via online multi-output gaussian process regression. In *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1–6.
- Rongye Shi, Zhaobin Mo, K. H. X. D. and Du, Q. (2021). Physics-informed deep learning for traffic state estimation. <https://arxiv.org/abs/2101.06580>.
- Rongye Shi, Z. M. and Di, X. (2021). Physics-informed deep learning for traffic state estimation: A hybrid paradigm informed by second-order traffic models. In *AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 35.
- Rumelhart, D., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1985). Learning internal representations by error propagation. In *Readings in Cognitive Science*, pages 399–421.
- Sattarzadeh, A. R., Kutadinata, R. J., Pathirana, P. N., and Huynh, V. T. (2023). A novel hybrid deep learning model with arima conv-lstm networks and shuffle attention layer for short-term traffic flow prediction. *Transportmetrica A Transport Science*.
- Seraj, M. and Qiu, T. Z. (2017). Impacts of night-time work-zone speed restrictions on freeway speed characteristics a case study on edmonton, canada. In *2017 4th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS)*, pages 767–772.
- Shahri, P. K., HomChaudhuri, B., Ghaffari, A., and Ghasemi, A. H. (2022). Designing traffic management strategies for a heterogeneous traffic network. *IFAC-PapersOnLine*, 55(37):694–699. 2nd Modeling, Estimation and Control Conference MECC 2022.
- Shang, M., Wang, S., and Stern, R. E. (2023). Extending ramp metering control to mixed autonomy traffic flow with varying degrees of automation. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 151:104119.
- Sheng, Z., Huang, Z., and Chen, S. (2024). Traffic expertise meets residual rl: Knowledge-informed model-based residual reinforcement learning for cav trajectory control. *Communications in Transportation Research*, 4:100142.
- Shi, K., Shi, K., Yang, J., Liang, Z. J., Jun Liang, Z., Li, Y. Q., and Wang, R. H. (2023). Queue length prediction method of short-linked intersections based on long short-term memory. In *2023 9th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI)*, pages 1–6.
- Shi, R., Mo, Z., Huang, K., Di, X., and Du, Q. (2022). A physics-informed deep learning paradigm for traffic state and fundamental diagram estimation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(8):11688–11698.
- Shin, D.-H., Chung, K., and Park, R. C. (2020). Prediction of traffic congestion based on lstm through correction of missing temporal and spatial data. *IEEE Access*, 8:150784–150796.

- Smaragdis, E. and Papageorgiou, M. (2003). Series of new local ramp metering strategies. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1856:74–86.
- Smaragdis, E., Papageorgiou, M., and Kosmatopoulos, E. (2004). A flow-maximizing adaptive local ramp metering strategy. *Transportation Research Part B: Methodological*, 38(3):251–270.
- Smulders, S. (1990). Control of freeway traffic flow by variable speed signs. *Transportation Research Part B: Methodological*, 24(2):111–132.
- Smulders, S. (1992). Control by variable speed signs: the dutch experiment. In *Proceedings of the 6th International Conference on Road Traffic Monitoring and Control*.
- Song, H. and Wang, J. (2019). Combination strategy of dynamic variable speed limit method based on real-time crash prediction model for highway. In *2019 5th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS)*, pages 621–627.
- Spiliopoulou, A., Papamichail, I., Papageorgiou, M., Tyrinopoulos, I., and Chrysoulakis, J. (2015). Macroscopic traffic flow model calibration using different optimization algorithms. *Transportation Research Procedia*, 6:144–157. 4th International Symposium of Transport Simulation (ISTS' 14) Selected Proceedings, Ajaccio, France, 1-4 June 2014.
- Stephanedes, Y. and Chang, K. (1993). Optimal control of freeway corridors. *Journal of Transportation Engineering*, 119(4):504–514.
- Sun, R., Hu, J., Xie, X., and Zhang, Z. (2014). Variable speed limit design to relieve traffic congestion based on cooperative vehicle infrastructure system. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 138:427–438. The 9th International Conference on Traffic and Transportation Studies (ICTTS 2014).
- Sun, S. and Xu, X. (2011). Variational inference for infinite mixtures of gaussian processes with applications to traffic flow prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 12(2):466–475.
- Sunindyo, W. D. and Satria, A. S. M. (2020). Traffic congestion prediction using multi-layer perceptrons and long short-term memory. In *2020 10th Electrical Power, Electronics, Communications, Controls and Informatics Seminar (EECCIS)*, pages 209–212.
- Syum Gebre, T., Beni, L., Tsehay Wasehun, E., and Elikem Dorbu, F. (2024). Ai-integrated traffic information system: A synergistic approach of physics informed neural network and gpt-4 for traffic estimation and real-time assistance. *IEEE Access*, 12:65869–65882.
- Tabadkani Aval, S. S., Shojaee Ghandeshtani, N., Akbari, P., Eghbal, N., and Noori, A. (2019). An eligibility traces based cooperative and integrated control strategy for traffic flow control in freeways. In *2019 9th International Conference on Computer and Knowledge Engineering (ICCCKE)*, pages 40–45.
- Tajdari, F., Ramezani, H., Paydarfar, S., Lashgari, A., and Maghrebi, S. (2022a). Flow metering and lane-changing optimal control with ramp-metering saturation. In *2022 CPSSI 4th International Symposium on Real-Time and Embedded Systems and Technologies (RTEST)*, pages 1–6.

- Tajdari, F., Roncoli, C., and Papageorgiou, M. (2022b). Feedback-based ramp metering and lane-changing control with connected and automated vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(2):939–951.
- Tan, J., Qiu, Q., and Guo, W. (2020). Coordinated ramp metering control based on multi-agent reinforcement learning. In *2020 35th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC)*, pages 492–498.
- Tang, Y., Ozbay, K., and Jin, L. (2023). Robust queue length estimation for ramp metering in a connected vehicle environment. In *2023 IEEE 26th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 4402–4407.
- Tian, Y., Zhang, K., Li, J., Lin, X., and Yang, B. (2018). Lstm-based traffic flow prediction with missing data. *Neurocomputing*, 318:297–305.
- Tischmann, P., Baumann, R., and Stockem Novo, A. (2024). Physics informed deep learning for motion prediction in autonomous driving. In *AmEC 2024 – Automotive meets Electronics Control; 14. GMM Symposium*, pages 7–12.
- Tran, Q. and Firl, J. (2013). Modelling of traffic situations at urban intersections with probabilistic non-parametric regression. In *2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 334–339.
- Tran, Q. and Firl, J. (2014). Online maneuver recognition and multimodal trajectory prediction for intersection assistance using non-parametric regression. In *2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*, pages 918–923.
- Tsai, M.-J., Chen, H.-Y., Cui, Z., and Wang, Y. (2021). Multivariate long and short term lstm-based network for traffic forecasting under interference: Experiments during covid-19. In *2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pages 2169–2174.
- Usama, Muhammad, R. M. J. H. and Wojcik, M. (2022). Physics-informed neural networks (pinns)-based traffic state estimation: An application to traffic network. *Algorithms*, 15:447.
- van de Weg, G. S., Hegyi, A., Hoogendoorn, S. P., and De Schutter, B. (2019a). Efficient freeway mpc by parameterization of alinea and a speed-limited area. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(1):16–29.
- van de Weg, G. S., Hegyi, A., Hoogendoorn, S. P., and De Schutter, B. (2019b). Efficient freeway mpc by parameterization of alinea and a speed-limited area. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(1):16–29.
- Vrbanić, F., Ivanjko, E., Mandžuka, S., and Miletić, M. (2021). Reinforcement learning based variable speed limit control for mixed traffic flows. In *2021 29th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, pages 560–565.
- Vrbanić, F., Tišljarić, L., Majstorović, , and Ivanjko, E. (2022). Reinforcement learning based variable speed limit control for mixed traffic flows using speed transition matrices for state estimation. In *2022 30th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, pages 1093–1098.

- Wang, B., Qin, A. K., Shafiei, S., Dia, H., Mihaita, A.-S., and Grzybowska, H. (2023a). Training physics- informed neural networks via multi-task optimization for traffic density prediction. In *2023 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pages 1–7.
- Wang, C., Zhang, J., Xu, L., Li, L., and Ran, B. (2019a). A new solution for freeway congestion: Cooperative speed limit control using distributed reinforcement learning. *IEEE Access*, 7:41947–41957.
- Wang, D., Wu, Y., and Xiao, Z. (2017). A gaussian process regression method for urban road travel time prediction. In *2017 13th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD)*, pages 890–894.
- Wang, J.-D. and Susanto, C. O. N. (2023). Traffic flow prediction with heterogenous data using a hybrid cnn-lstm model. *Computers, Materials and Continua*, 76(3):3097–3112.
- Wang, M., Zhang, L., Zhang, Z., and Wang, Z. (2024). An enabling decision-making scheme by considering trajectory prediction and motion uncertainty. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 9(5):4946–4961.
- Wang, S., Yan, C., and Shao, Y. (2023b). Road traffic accident prediction model based on j-lstm+attention mechanism. In *2023 6th International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD)*, pages 635–638.
- Wang, S., Zhao, J., Shao, C., Dong, C., and Yin, C. (2020). Truck traffic flow prediction based on lstm and gru methods with sampled gps data. *IEEE Access*, 8:208158–208169.
- Wang, Y., Kan, Y., Papageorgiou, M., and Papamichail, I. (2014). Local ramp metering with distant downstream bottlenecks: A comparative study. In *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 768–773.
- Wang, Y., Papageorgiou, M., Gaffney, J., Papamichail, I., and Guo, J. (2010). Local ramp metering in the presence of random-location bottlenecks downstream of a metered on-ramp. In *Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 1462–1467.
- Wang, Y., Papageorgiou, M., and Messmer, A. (2001). Feedback and iterative routing strategies for freeway networks. In *Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Control Applications (CCA'01) (Cat. No.01CH37204)*, pages 1162–1167.
- Wang, Y., Papageorgiou, M., and Messmer, A. (2006). Renaissance – a unified macroscopic model-based approach to real-time freeway network traffic surveillance. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 14(3):190–212.
- Wang, Y., Yu, X., Guo, J., Papamichail, I., Papageorgiou, M., Zhang, L., Hu, S., Li, Y., and Sun, J. (2022). Macroscopic traffic flow modelling of large-scale freeway networks with field data verification: State-of-the-art review, benchmarking framework, and case studies using metanet. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 145:103904.
- Wang, Z. and Han, W. (2023). Traffic flow prediction based on optimized lstm model. In *2023 3rd International Conference on Information Communication and Software Engineering (ICICSE)*, pages 60–65.

- Wang, Z., Zhu, R., Zheng, M., Jia, X., Wang, R., and Li, T. (2019b). A regularized lstm network for short-term traffic flow prediction. In *2019 6th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)*, pages 100–105.
- Wattleworth, J. (1967). Peak period analysis and control of a freeway system. *Highway Research Record*, 157.
- Wattleworth, J. A. (1965). Peak period analysis and control of a freeway system /with discussion/. *Highway Research Record*.
- Winata, F., Jovanka, I., Laurent, A., Nurhasanah, Nabiilah, G. Z., and Irwansyah, E. (2022). Traffic prediction: A comparison between the lstm and multi-layer perceptron algorithm. In *2022 2nd International Conference on Intelligent Cybernetics Technology Applications (ICICyTA)*, pages 12–16.
- Wiwatanapatapee, B., Khajohnsaksumeth, N., Wu, Y. H., Jacoby, G., and Zhang, X. (2022). Long-short term traffic prediction under road incidents using deep learning networks. In *2022 8th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, volume 1, pages 500–505.
- Wu, C., Chen, L., Wang, G., Chai, S., Jiang, H., Peng, J., and Hong, Z. (2020). Spatiotemporal scenario generation of traffic flow based on lstm-gan. *IEEE Access*, 8:186191–186198.
- Wu, D. and Chen, J. W. (2018). Integrated variable speed limit (vsl) and ramp metering (rm) control strategy based on optimal collision probability prediction. In *2018 3rd IEEE International Conference on Intelligent Transportation Engineering (ICITE)*, pages 74–79.
- X. Di, R. Shi, Z. M. and Fu, Y. (2023). Physics-informed deep learning for traffic state estimation: A survey and the outlook. *Algorithms*, 16(6):305.
- Xie, H., Fang, J., Ye, H., and Lyu, Y. (2019). Investigation on multi-objective freeway control strategy using macroscopic and microscopic traffic flow data. In *2019 5th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS)*, pages 633–639.
- Xie, H., Hu, D., and Song, K. (2021). An iterative optimization algorithm for vehicle speed prediction considering driving style and historical data effects. In *2021 40th Chinese Control Conference (CCC)*, pages 6094–6100.
- Xu, Q., Liu, Z., and Xu, Z. (2022). A novel ramp metering algorithm based on deep reinforcement learning. In *2022 2nd International Conference on Algorithms, High Performance Computing and Artificial Intelligence (AHPCAI)*, pages 128–133.
- Xu, T., Xu, X., and Hao, Y. (2019). Integrated route guidance and ramp metering within mpc framework. In *2019 6th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)*, pages 349–353.
- Xue, J., Ka, E., Feng, Y., and Ukkusuri, S. V. (2024). Network macroscopic fundamental diagram-informed graph learning for traffic state imputation. *Transportation Research Part B: Methodological*, 189:102996. Transportation Research Part B: Methodological - ISTTT25.

- Xue, Y., Ding, C., Yu, B., and Wang, W. (2022). A platoon-based hierarchical merging control for on-ramp vehicles under connected environment. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(11):21821–21832.
- Yan, M., Song, X., and Liang, X. (2017). Application of cacmac-pid composite control to highway density control via ramp metering. In *2017 10th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, pages 355–359.
- Yang, J.-M., Peng, Z.-R., and Lin, L. (2021). Real-time spatiotemporal prediction and imputation of traffic status based on lstm and graph laplacian regularized matrix factorization. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 129:103228.
- Yazıcıoğlu, A. Y., Roozbehani, M., and Dahleh, M. A. (2018). Resilient control of transportation networks by using variable speed limits. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 5(4):2011–2022.
- Yu, X., Zhang, S., and Wang, Y. (2019). Preventing freeway capacity drop via mtfc and ramp metering. In *2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, pages 1761–1767.
- Yu, X. F., Xu, W., Alam, F., Potgieter, J., and Fang, C. (2012). Optimal coordination of networked motorway ramp meters. In *2012 19th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP)*, pages 355–363.
- Yuan, Y., Wang, Q., and Yang, X. T. (2022). Traffic flow modeling with gradual physics regularized learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(9):14649–14660.
- Zegeye, S., De Schutter, B., Hellendoorn, J., Breunese, E., and Hegyi, A. (2013). Integrated macroscopic traffic flow, emission, and fuel consumption model for control purposes. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 31:158–171.
- Zhan, H., Gomes, G., Li, X. S., Madduri, K., Sim, A., and Wu, K. (2018). Consensus ensemble system for traffic flow prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(12):3903–3914.
- Zhang, C., Ma, W., Zhao, J., Ma, C., Su, Y., and Yang, X. (2024a). Destination-aware coordinated ramp metering for preventing off-ramp queue spillover and mainstream congestion. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 16(1):40–61.
- Zhang, H., Ritchie, S., and Recker, W. (1996). Some general results on the optimal ramp control problem. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 4(2):51–69.
- Zhang, H., Zhang, L., Wang, L., Li, M., and Li, Z. (2016). Improvement on mixed-control algorithm for on-ramp metering. In *2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, pages 3554–3559.
- Zhang, J., Mao, S., Yang, L., Ma, W., Li, S., and Gao, Z. (2024b). Physics-informed deep learning for traffic state estimation based on the traffic flow model and computational graph method. *Information Fusion*, 101:101971.

- Zhang, L. and Wang, K. (2019). Pi boundary feedback control for freeway traffic networks. In *2019 Chinese Control Conference (CCC)*, pages 5297–5302.
- Zhang, T., Xu, J., Cong, S., Qu, C., and Zhao, W. (2023a). A hybrid method of traffic congestion prediction and control. *IEEE Access*, 11:36471–36491.
- Zhang, X., Huang, K., Liu, C., and Xu, X. (2023b). Urban short - term traffic flow prediction algorithm based on cnn-lstm model. In *2023 3rd International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE)*, pages 214–217.
- Zhang, X., Ng, W. W. Y., and Wang, T. (2022). Robust self-attention convlstm-based traffic flow prediction model. In *2022 12th International Conference on Information Science and Technology (ICIST)*, pages 224–230.
- Zhang, Y., Quinones-Grueiro, M., Barbour, W., Zhang, Z., Scherer, J., Biswas, G., and Work, D. (2023c). Cooperative multi-agent reinforcement learning for large scale variable speed limit control. In *2023 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP)*, pages 149–156.
- Zhang, Y., Sirmatel, I. I., Alasiri, F., Ioannou, P. A., and Geroliminis, N. (2018a). Comparison of feedback linearization and model predictive techniques for variable speed limit control. In *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 3000–3005.
- Zhang, Y., Wang, M., Liu, T., and Luo, J. (2018b). An extended variable speed limit strategy for intelligent freeway traffic optimization. In *2018 IEEE CSAA Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC)*, pages 1–6.
- Zhao, C. and Yu, H. (2022). Integrating pde observer with deep learning for traffic state estimation. In *2022 IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1964–1969.
- Zhao, D. and Chen, F. (2022). A hybrid ensemble model for urban lane-level traffic flow prediction. *IEEE Journal of Radio Frequency Identification*, 6:820–824.
- Zhao, J. and Sun, S. (2016). High-order gaussian process dynamical models for traffic flow prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(7):2014–2019.
- Zhao, M., Roncoli, C., Wang, Y., Bekiaris-Liberis, N., Guo, J., and Cheng, S. (2022). Generic approaches to estimating freeway traffic state and percentage of connected vehicles with fixed and mobile sensing. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(8):13155–13177.
- Zhao, Y., Mo, L., and Liu, J. (2023). Path planning based on traffic flow prediction for vehicle scheduling. In *2023 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*, pages 1–5.
- Zhao, Y., Yin, S., Li, D., Yu, Q., and Ranjitkar, P. (2020a). Improving motorway mobility and environmental performance via vehicle trajectory data-based control. *IEEE Access*, 8:86862–86869.

- Zhao, Y., Zhang, Z., Li, B., Zhang, Z., and Wang, Y. (2024). Greedy trajectory prediction of autonomous vehicles based on dtdgp-ie framework and hazard index graph. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 73(7):9525–9535.
- Zhao, Z., Wu, G., Wang, Z., and Barth, M. J. (2020b). Optimal control-based eco-ramp merging system for connected and automated vehicles. In *2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 540–546.
- Zhao, Z. and Zhang, Y. (2018). A traffic flow prediction approach: Lstm with detrending. In *2018 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC)*, pages 101–105.
- Zhaowei, Q., Haitao, L., Zhihui, L., and Tao, Z. (2022). Short-term traffic flow forecasting method with m-b-lstm hybrid network. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(1):225–235.
- Zheng, H., Lin, F., Feng, X., and Chen, Y. (2021). A hybrid deep learning model with attention-based conv-lstm networks for short-term traffic flow prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22(11):6910–6920.
- Zhu, Y., Wang, P., and Mihaylova, L. (2021). A convolutional neural network combined with a gaussian process for speed prediction in traffic networks. In *2021 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*, pages 1–7.
- Zu, Y., Liu, C., Dai, R., and Sharma, A. (2018). Hybrid optimal control for time-efficient highway traffic management. In *2018 Annual American Control Conference (ACC)*, pages 4983–4988.