

dc\_1992\_22

# Analízis és szintézis módszerek automatizált járművek irányítórendszereinek optimális tervezéséhez

MTA doktori (D.Sc.) értekezés tézisei

Szerző:

**NÉMETH BALÁZS**



Eötvös Loránd Kutatási Hálózat  
Számítástechnikai és Automatizálási Kutatóintézet  
Rendszer- és Irányításméleti Kutatólaboratórium



**M Ű E G Y E T E M 1 7 8 2**

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem  
Közlekedésmérnöki és Járműmérnöki Kar  
Közlekedés- és Járműirányítási Tanszék

2022.

# 1. Bevezetés

Az automatizált járművek különböző kihívásokat támasztanak a rendszeranalízis és az irányítástervezés területén. Ezen kihívások megjelennek a járműirányításnak, a jármű interakciók kezelésének és a közlekedési rendszerek tervezésének szintjein egyaránt. Jóllehet, az egyes szintek komplexitásukat és matematikai struktúráikat tekintve eltérnek, a stabilitásra és a minőségi jellemzőkre vonatkozó kihívások hatékony kezelése általános, garanciákat biztosító optimális irányítástervezési módszerek kidolgozását igényli.

A kutatás egyik fő kihívását az automatizált járművek lokális szintű irányításának és a közlekedés globális szintű minőségi jellemzőinek kölcsönös függése jelenti. A két terület közötti kapcsolatot több tanulmány vizsgálta (például [20, 26]), csakúgy, mint a közlekedési infrastruktúra mért jeleinek alkalmazási lehetőségeit a járműirányítás szintjén [15, 23, 32], [Gáspár and Németh, 2019]. Módszertani szempontból kihívást jelent, hogy a jármű mozgása, a lokális közlekedési környezet és a forgalom dinamikája eltérő komplexitású modellekkel írható le. Ebből kifolyóan számos tervezési megközelítésben nem hagyományos irányítási elemek (például tanulás alapú ágensek) alkalmazásával növelik az irányítórendszer hatékonyságát.

Az automatizált járműirányítási rendszerek alkalmazásában további kihívást jelent, hogy a közlekedés minőségi jellemzőinek javítása érdekében szükséges a járművek mozgásának összehangolása. A koordináció egy fontos szempontja, hogy az ember-vezette járművek mozgásával való összhangot is biztosítani szükséges. Járműirányítási szempontból a biztonságkritikus interakciók, például a kereszteződési helyzetek kezelése számos, jelenleg még meg nem oldott problémát von maga után [5, 22].

Ez a disszertáció új robusztus irányítástervezési módszertant mutat be a Lineáris Változó Paraméterű (LPV) tervezés eszköztárára építve [10, 33]. Az új módszertan segítségével hatékonyan figyelembe vehetők a zárt körben lévő nem hagyományos irányítási elemek. A disszertációban a kidolgozott robusztus módszertan automatizált járművekhez kapcsolódó problémák megoldásában kerül alkalmazásra, amelyeknek alapja egy saját kutatási eredményekre épülő energia-optimális hosszirányú járműirányítás. A garanciákat biztosító robusztus módszertanra és az energia-optimális járműirányításra építve olyan jármű-közlekedési problémák kerülnek megoldásra, mint automatizált járművek kereszteződésben történő összehangolása, járművek koordinált irányítása a forgalmi jellemzők javítására, illetve tanulás-alapú megoldások garanciák mellett történő integrálása a járműirányítási rendszerbe.

A kidolgozott kutatási eredmények szorosan kapcsolódnak a Számítástechnikai és Automatizálási Kutatóintézet (SZTAKI) részéről az Autonóm Rendszerek Nemzeti Laboratóriumában végzett tevékenységhez, illetve a K 135512 számú "Automatizált járművek garantált minőségű irányításának robusztus tervezése" című OTKA kutatáshoz.

## 2. Robusztus irányítástervezési módszerek garantált minőségi jellemzők elérésére

Az automatizált járműirányítás egyik legfontosabb területe a nem hagyományos, például tanulás alapú ágensek irányítási körbe való bevonása a környezetérzékelési, döntési trajektóriatervezési és beavatkozási feladatokba. Ezen keresztül az emberi vezetői beavatkozás szükségessége csökkenthető. A rendszer komplexitásának növekedésével azonban az automatizált járművek mozgásának minőségi jellemzőire nézve egyre nehezebben adhatók garanciák, ami kihívást jelent az irányítás tervezése és validációja szempontjából. A minőségi jellemzőkre vonatkozó garanciák kérdését számos tanulmányban vizsgálták [16, 19, 27], azonban átfogó megoldás a területen még nem született.

A minőségi jellemzők szempontjából két fontos csoport különíthető el. Az elsődleges minőségi jellemzőkre vonatkozó előírásokat a jármű működése során folyamatosan garantálni kell. Ide tartoznak a biztonságos haladásra vonatkozó jellemzők, mint például a követési hibák nagyságának korlátozása. A másodlagos minőségi jellemzőkkel (energia-gazdaságos haladás, kényelmi jellemzők) szembeni elvárás, hogy azokat lehetőleg biztosítsa az irányítórendszer, de ha azok megvalósulása az elsődleges minőségi jellemzők megsértésével járna, akkor a másodlagos követelményeket kell inkább megsérteni. A különböző típusú követelmények többkritériumos irányítástervezési problémára vezetnek, ahol az elsődleges minőségi jellemzőket folyamatosan garantálni kell, a másodlagos minőségi jellemzőket pedig a rendszer üzemidejének lehető legnagyobb részében biztosítani szükséges.

A disszertáció új irányítástervezési módszereket mutat be olyan rendszerek számára, amelyek tanulás-alapú ágenseket is magukban foglalnak. A módszer kiemelt jelentősége abban áll, hogy az elsődleges definiált minőségi jellemzők szintjére nézve garanciákat biztosít. A tervezés eredményeképpen előálló  $n$  dimenziós  $u$  irányítójel egy robusztus LPV szabályozó által számított  $u_K$  irányítójeltől  $\rho_L \in \varrho_L$  ütemezési változóval vett szorzattal és egy  $\Delta_L \in \Lambda_L$  additív bizonytalanság értékkel tér el:

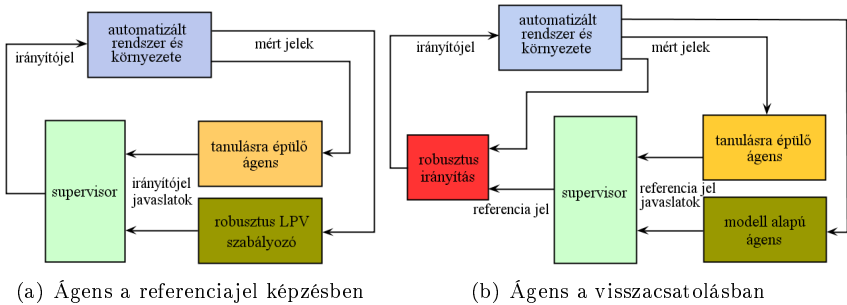
$$u = I_{n \times n} \circ (\rho_L J_{1 \times n}) u_K + \Delta_L. \quad (1)$$

A  $\rho_L, \Delta_L$  értékének kiszámítása egy korlátozások melletti kvadratikus optimalizálási feladat eredménye, amelynek költségfüggvénye  $\sum_{i=1}^n (u_i - u_{L,i})^2 \rightarrow \min$ , ahol  $u_{L,i}, i \in n$ , a tanulásra épülő irányítási ágens  $i$ -edik javasolt irányítójele. A robusztus LPV irányítás tervezése során az  $u_K$  irányítójeltől való eltérés bizonytalanságként került figyelembe vételre, ennél fogva, a tervezés alapját képező rendszer bizonytalanságokkal terheltként került felírásra. Az irányítástervezés célja egy olyan  $\mathcal{K}(\rho_L, y_K)$  irányítás választása, amely a zárt rend-

szert kvadratikusan stabilizálja és a rendszernek  $w_K$  zajbemeneteiről a minőségi jellemzők  $z$  kimeneteire vonatkozó indukált  $\mathcal{L}_2$  normája kisebb, mint  $\gamma$  [34, 25, 2, 4].  $\mathcal{K}(\rho_L, y_K)$  megválasztása az alábbi optimalizálási feladatra vezet:

$$\inf_{\mathcal{K}(\rho_L, y_K)} \sup_{\rho_L \in \mathcal{Q}_L} \sup_{\substack{\|w_K\|_2 \neq 0, \\ w_K \in \mathcal{L}_2}} \frac{\|z\|_2}{\|w_K\|_2}. \quad (2)$$

A tervezési feladatok eredményeképpen kidolgozott irányítási architektúrák vázlatai az 1. ábrán láthatók. Az (1)-(2) összefüggések az 1(b) architektúrájú irányításhoz kidolgozott tervezési összefüggéseket tárja fel.



1. ábra. Kidolgozott irányítási architektúrák sémái

## Tézis I.: Robusztus irányítástervezési módszerek garantált minőségi jellemzők elérésére

(a) Robusztus irányítástervezési módszertant dolgoztam ki olyan rendszerek számára, amelyekben tanulásra épülő ágensek szolgáltatják a rendszer referenciajelét. A módszertan eredménye egy supervisory típusú irányítórendszer (1(a) ábra), ami garanciákat biztosít az előre definiált minőségi jellemzők szintjére nézve. A robusztus tervezés a  $\mathcal{H}_\infty$  módszeren alapszik, ahol a referenciajel változását a rendszer zavarójel bemeneteként vettem figyelembe.

*Az eredményeket a disszertáció 2.2 fejezete és az alábbi publikációk mutatják be: [Németh and Gáspár, 2021, Németh et al., 2020, Németh et al., 2021b]*

(b) Robusztus irányítástervezési módszert dolgoztam ki olyan rendszerek számára, amelyekben az irányítási hurok tanulásra épülő ágenseket tartalmaz. A tervezés garanciákat biztosít az előre definiált minőségi jellemzők szintjére. Az új típusú irányítási kör két fő elemet tartalmaz, úgymint egy supervisoryt és egy robusztus irányítást (1(b) ábra). A supervisor szerepe az aktuális irányítójel meghatározása, ami a tanulás-alapú ágens és a robusztus irányítás

kimeneteinek összehasonlításán alapszik. A supervisorban működő algoritmus egy korlátozások melletti kvadratikus optimalizálás. A robusztus irányítás tervezése a Lineáris Változó Paraméterű (LPV) módszerre épül, amiben a tanulás-alapú ágens és a robusztus irányítás kimeneteinek eltérése ütemezési változóként és ismert bizonytalanságként kerül figyelembe vételre.

*Az eredményeket a disszertáció 2.3 fejezete és az alábbi publikációk mutatják be: [Németh and Gáspár, 2021, Németh and Gáspár, 2021c, Németh, 2021, Gáspár and Németh, 2016]*

### 3. Automatizált járművek energia-optimális hossz-irányú irányítása

Automatizált járművek hosszirányú irányításának vonatkozásában kulcsfontosságú kérdés az energia-optimális haladásra való törekvés [8, 13], [Gáspár and Németh, 2019]. A jármű energia-optimális mozgásprofiljának tervezése szempontjából jelentőséggel bír a jármű jövőbeli útvonalán lévő domborzat, sebességkorlátozások és forgalmi viszonyok. Például, egy lejtős útvonal előtti részen a jármű sebessége csökkenthető, mivel a lejtőn való haladás során a jármű visszanyeri sebességét. Ezáltal a lejtő előtt hajtási, a lejtőn fékezési energia takarítható meg.

Az értekezésben új módszert dolgoztam ki automatizált járművek irányítására, amellyel energia-optimális mozgásprofil valósítható meg. A kidolgozott módszer fontossága a struktúrájában áll, ugyanis a jármű jövőbeli útvonalára vonatkozó különböző típusú út és forgalmi információk vehetők benne figyelembe. Továbbá, struktúrájának következtében az automatizált jármű mozgásprofil tervezése számos közlekedési helyzetben megvalósítható, mint például autópályán történő haladás során, környezetben mozgó járművek követésében és optimális előzésében, valamint kereszteződésben történő haladáskor. A sebességprofil tervezésének alapösszefüggését az alábbi formában írtam fel:

$$\lambda = \sqrt{\vartheta - 2s_1(1-Q)(\ddot{\xi}_0 + g\sin\alpha)}, \quad (3a)$$

$$\vartheta = Qv_{ref,0}^2 + \sum_{i=1}^n \gamma_i v_{ref,i}^2 + \frac{2}{m} \sum_{i=1}^n s_i F_{di,r} \sum_{j=i}^n \gamma_j, \quad (3b)$$

ahol  $\lambda$  a jármű számára előírt pillanatnyi referenciasebesség értéke, a jövőbeli útvonal  $i = 1 \dots n$  számú horizontra kerül felosztásra,  $s_i$  ezen szakaszok hossza.  $v_{ref,i}$  az egyes szakaszokon megengedett maximális sebesség,  $F_{di,r}$  pedig a szakaszok emelkedéséből/lejtéséből származó erőhatás.  $\ddot{\xi}_0$  és  $\alpha$  a jármű aktuális hosszirányú gyorsulása, illetve az útvonal aktuális emelkedési/lejtési

szöge. Az (3) összefüggésben szereplő  $Q, \gamma_i$  súlyok egy többkritériumos optimalizálásként állnak elő. A felhasznált energia minimalizálásának kritérium szerinti  $\Gamma = [\hat{\gamma}_1 \ \cdots \ \hat{\gamma}_i \ \cdots \ \hat{\gamma}_n]^T$  súlyvektor rögzített  $\bar{Q}$  súllyal egy korlátozások melletti kvadratikus optimalizálási feladat megoldásaként áll elő:

$$\min_{\Gamma} \frac{1}{2} \Gamma^T \Phi \Gamma - \kappa \Gamma, \quad (4)$$

a következő korlátozások mellett:

$$\hat{\gamma}_1 + \hat{\gamma}_2 + \dots + \hat{\gamma}_n + \bar{Q} = 1, \quad (5a)$$

$$0 \leq \hat{Q}, \hat{\gamma}_i \leq 1. \quad (5b)$$

Az optimalizálási feladat másik kritériuma a menetidő minimalizálása. Ez aktuális  $v_{ref,0}$  sebességgel történő haladást jelenti, amelynek megoldása  $\check{Q} = 1$  and  $\check{\gamma}_i = 0, i \in [1, n]$ . A két kritérium szerinti megoldás a  $Q, \gamma_i$  súlyok számításához egy  $R_1$  tervezési súly beépítésével lehetséges:

$$Q = R_1 \bar{Q} + R_2 \check{Q} = R_1 \bar{Q} + R_2 = 1 - R_1(1 - \bar{Q}), \quad (6a)$$

$$\gamma_1 = R_1 \bar{\gamma}_1 + R_2 \check{\gamma}_1 = R_1 \bar{\gamma}_1, \quad (6b)$$

⋮

$$\gamma_n = R_1 \bar{\gamma}_n + R_2 \check{\gamma}_n = R_1 \bar{\gamma}_n. \quad (6c)$$

Az automatizált jármű üzemeltetője által megadott  $R_1$  segítségével kiszámított  $Q, \gamma_i$  súlyok az (3) összefüggésben kerülnek felhasználásra, amely az aktuális  $\lambda$  energia-optimális sebességprofil eredményezi.

Az (3) összefüggésből számított referenciajelet az automatizált jármű haladása során folyamatosan számítani szükséges. Ez a számítási folyamat azt igényli, hogy a domborzati, környezeti és forgalmi információk folyamatosan elérhetőek legyenek, ami jármű-jármű (V2V) és infrastruktúra-jármű (I2V) kommunikációt igényel. Figyelembe véve, hogy ezen nagy mennyiségű adat külső forrásból származik, olyan irányítást szükséges tervezni, amely az automatizált jármű elsődleges minőségi jellemzőit a kommunikáció, illetve az adatok minőségének romlása esetén is biztosítja. Erre a kihívásra válaszul az I. Tézisben bemutatott garanciákat nyújtó tervezési módszert alkalmaztam az energia-optimális mozgásprofil tervezési feladatban. Alkalmazva az eredményeket, a supervisorba épített korlátozások melletti kvadratikus optimalizálási

algoritmus a következő:

$$\min_{\rho_L, \Delta_L} \begin{bmatrix} \rho_L \\ \Delta_L \end{bmatrix}^T \beta \begin{bmatrix} \rho_L \\ \Delta_L \end{bmatrix} + \omega^T \begin{bmatrix} \rho_L \\ \Delta_L \end{bmatrix}, \quad (7a)$$

a következő korlátozások mellett:

$$-\frac{(\rho_L u_K + \Delta_L)T^2}{2m} + \frac{a_{min}T^2}{2} + \dot{\eta}^{k_p}(0)T - \dot{\xi}(0)T + e^{k_p} \geq d_{safe}, \quad (7b)$$

$$\frac{(\rho_L u_K + \Delta_L)T^2}{2m} - \frac{a_{max}T^2}{2} + \dot{\xi}(0)T - \dot{\eta}^{k_f}(0)T + e^{f_p} \geq d_{safe}, \quad (7c)$$

$$\frac{(\rho_L u_K + \Delta_L)T}{m} + \frac{F_{d,max}T}{m} + \dot{\xi}(0) \leq v_{max,0} + S, \quad (7d)$$

$$\frac{(\rho_L u_K + \Delta_L)T}{m} - \frac{F_{d,max}T}{m} + \dot{\xi}(0) \geq v_{min,0} - S, \quad (7e)$$

$$\rho_L \in \varrho_L, \quad (7f)$$

$$\Delta_L \in \Lambda_L. \quad (7g)$$

Az optimalizálási feladat (7a) költségfüggvénye  $(u - u_L)^2$  négyzetes különbséget minimalizálja, (7b)-(7c) korlátozások az automatizált jármű és az előtte/mögötte haladó jármű közötti távolságot tartják egy  $d_{safe}$  biztonsági távolság felett, (7d)-(7e) korlátozások pedig az automatizált jármű sebességét tartja  $v_{min,0}, v_{max,0}$  megengedett sebességtételek között.

## Tézis II.: Automatizált járművek energia-optimális hosszirányú irányítása

(a) Predikciós módszert dolgoztam ki automatizált járművek mozgásprofiljának tervezésére. Az új módszerben a sebességtervezés során a jármű jövőbeli útvonalára vonatkozó számos információt vettem figyelembe, úgymint domborzati viszonyokat, forgalmi információkat és a környezetben haladó járművek mozgási információit.

*Az eredményeket a disszertáció 3.1 fejezete és az alábbi publikációk mutatják be: [Gáspár and Németh, 2019, Németh et al., 2013, Gáspár and Németh, 2015]*

(b) Új energia-optimális megoldást adtam automatizált járművek többkritériumos mozgásprofil tervezésének problémájára. A módszer korlátozások melletti kvadratikus optimalizálási eljárás megoldásán alapszik, amivel a jármű energiafogyasztása és a menetidő közötti összhang biztosítható. A irányítási architektúrában a kidolgozott sebességprofil tervezés elkülönül a hosszirányú irányítástól, ami elősegíti a módszer implementációját különböző platformokon. Az új energia-optimális mozgásprofil tervezési módszer hatékonyságát szimulációs környezetben és tesztjárművön történő méréseken igazoltam. Az implementációk eredményei megmutatták, hogy a kidolgozott módszer képes

hatékonyan növelni az automatizált járművek energiateljesítményére és menetidejére vonatkozó minőségi jellemzők szintjét valós körülmények között.

*Az eredményeket a disszertáció 3.2 fejezete és az alábbi publikációk mutatják be: [Gáspár and Németh, 2019, Németh and Gáspár, 2014, Németh and Gáspár, 2015b]*

(c) Automatizált jármű jövőbeli útvonalára vonatkozó út és közlekedési információkat figyelembe vevő energia-optimális mozgástervezési módszert dolgoztam ki minőségi jellemzőkre garanciákat biztosító tervezési struktúrában. A kidolgozott új irányítási stratégia a jármű biztonságkritikus minőségi jellemzőinek szintjére garanciákat biztosít - mint például a járművek közötti biztonságos távolság megtartása, sebességkorlátozások betartása - a jármű-jármű kommunikációval kapott mért jelek minőségének romlása esetén is.

*Az eredményeket a disszertáció 4. fejezete és az alábbi publikációk mutatják be: [Németh and Gáspár, 2021, Németh et al., 2021c, Németh et al., 2021a]*

## 4. Irányítástervezés automatizált járművek biztonságkritikus interakcióinak kezelésére

A disszertációban bemutatott egyik további önálló kutatási eredményem az előzőekben kidolgozott mozgásprofil tervezési módszer transzformációja automatizált járművek biztonságkritikus interakcióinak kezelésére. Automatizált járművek komplex, több járműves kereszteződési helyzetben történő koordinált irányítására két módszert dolgoztam ki, amelyek egyaránt képesek kezelni a közlekedési helyzetben lévő ember-vezette járművek mozgását.

Az első módszeremben az új energia-optimális sebességprofil tervezési algoritmust terjesztettem ki több automatizált jármű mozgásának összehangolására. Egy  $E_i(t)$  kvázi-kinetikus energia tényezőt vezettem be a kereszteződésben mozgó járművek sorrendiségének meghatározására:  $E_i(t) = (1 - \eta_i) \frac{1}{2} m_i v_i^2(t)$ , ahol  $m_i, v_i$  az  $i$ -edik jármű tömege és sebessége,  $\eta_i$  pedig a rekuperáció hatásfoka. Az áthaladás során olyan sorrendet kell választani, amely maximalizálja a kereszteződésben haladó járművek energiáját, azaz a lehető legkevesebb energiavesztésig realizálódik a lassítások/megállások során. Tekintetbe véve azonban, hogy az áthaladási sorrend és az egyes járművek sebességprofiljának megválasztása összefügg, a megoldandó optimalizálási feladat költségfüggvénye

$$\max_{R_{1,i}(t) \in [0; R_{1,max}]} \sum_{i \in \omega} E_i(t) R_{1,i}(t), \quad (8)$$

ahol  $\omega$  az összes lehetséges áthaladási sorrendet magában foglaló  $\Omega$  halmaz egy részhalmaza,  $R_{1,i}(t) \in [0; R_{1,max}]$  az  $i$ -edik jármű  $\lambda$  referenciasebességé-



nek képzésében szerepet játszó súly. A költségfüggvény mellett az optimalizálási feladat része a járművek közötti biztonsági távolság betartását garantáló korlátozás, illetve a járművek mozgását leíró dinamikai összefüggések. Az optimalizálás eredménye az  $\omega$  sorrend, illetve az  $R_{1,i}$  értékek.

A második eredményemben a kereszteződésben haladó automatizált járművek mozgása a minőségi jellemzők szintjére garanciákat biztosító irányítás-tervezési módszerrel került meghatározásra. Az irányítási struktúra vázolata a 2(a) ábrán látható. Az irányítástervezés alapelve, hogy az automatizált jármű számára olyan  $a_1$  gyorsulásjelet szükséges választani, ami egy korlátos  $\Delta \in \mathbf{\Delta}$  értékkel tér el legfeljebb a jármű robusztus szabályozója által számított  $a_K$  gyorsulásértéktől, illetve  $a_1$  nem okoz ütközést. A robusztus szabályozó tervezése során  $\mathbf{\Delta}$  bizonytalansággként kerül figyelembe vételre.  $\Delta$  megválasztása lehetőséget biztosít arra, hogy a jármű számára energia-optimális mozgásprofil biztosítson a supervisor, amihez egy megerősítéssel tanulás (RL) alapú ágens ad tanácsot. A supervisorban megfogalmazott optimalizálási feladat egy olyan  $\Delta$  számítása, amellyel  $a_1$  a lehető legközelebb van  $a_L$  értékéhez:

$$\min_{\Delta(k)} (a_1(k) - a_L(k))^2, \quad (9a)$$

az alábbi korlátozások mellett:

$$s_1(k+1)^2 + s_j(k+1)^2 \geq s_{safe}^2, \quad \forall j \in n_s, \quad (9b)$$

$$0 \leq v_1(k+1) \leq v_{max}, \quad (9c)$$

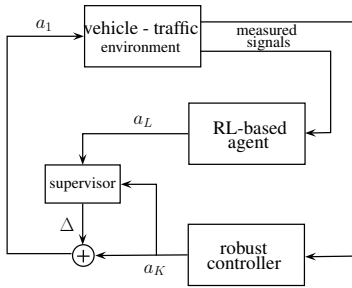
$$\Delta \in \mathbf{\Delta}, \quad (9d)$$

ahol  $s_{safe}$  a járművek közötti biztonsági távolság,  $s_1(k+1)$  és  $s_j(k+1)$  a járművek távolságai az útvonaluk metszéspontjától. A számítás gyorsítása céljából (9b) közelíthető lineáris korlátozásokkal, amint azt 2(b) szemlélteti: a körre vonatkozó elkerülési korlátozás közelíthető síknegyedre vonatkozó elkerülési korlátozással.

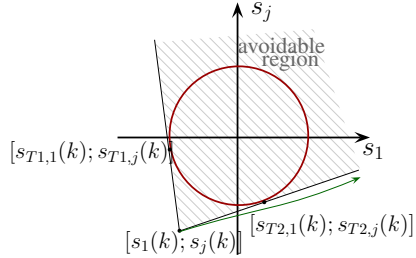
### Tézis III.: Irányítástervezés automatizált járművek biztonságkritikus interakcióinak kezelésére

(a) Kiterjesztettem az új energia-optimális mozgásprofil tervezési módszert több automatizált jármű kereszteződésben történő interakciójának kezelésére. Az automatizált járművek kereszteződésben történő koordinációját az optimalizálási feladat kiterjesztésével oldottam meg, ami magában foglalja a járművek áthaladási sorrendjének meghatározását, valamint a sebességprofiljaik megválasztását. Az automatizált járművek mozgásának koordinációja során az optimalizálási feladatban figyelembe vettem az ember-vezette járművek mozgását.

*Az eredményeket a disszertáció 5. fejezete és az alábbi publikációk mutatják be: [Gáspár and Németh, 2019, Németh and Gáspár, 2019, Németh and Gáspár, 2015a]*



(a) Irányítási struktúra vázlatja



(b) Ütközési korlátozás grafikus értelmezése

2. ábra. Kereszteződésben haladó járművek garantált minőségű irányítástervezésének alapjai

(b) Új energia-optimális mozgásprofil tervezési módszert dolgoztam ki automatizált járművek közlekedési helyzeteinek kezelésére, minőségi jellemzőket garantáló irányítási struktúrában. A kidolgozott irányítási módszertan három elemet tartalmaz, úgymint a robusztus irányítást, a supervisort és egy megerősítéses tanulás alapú ágenst. A robusztus irányítás szerepe a supervisorral együttműködve az automatizált jármű és a többi jármű közötti ütközés elkerülésének garantálása. A tanulásra épülő ágens célja az energiagazdaságos haladásra és a menetidőre vonatkozó minőségi jellemzők szintjének növelése. Az új irányítási struktúrában a robusztus irányítás és a tanulás-alapú irányítás előnyeit ötvöztem, úgymint a biztonságkritikus minőségi jellemzők minimális szintjének garantálását, valamint a többi minőségi jellemző maximális szintjének növelési képességét.

*Az eredményeket a disszertáció 6. fejezete és az alábbi publikációk mutatják be: [Németh and Gáspár, 2021b, Németh and Gáspár, 2021a, Németh et al., 2018]*

## 5. Analízis és szintézis módszerek automatizált járművek mozgásának forgalomban történő irányítására

A közlekedési rendszer egésze szempontjából hatékony járműautomatizálás eléréséhez számára kiemelten fontos annak vizsgálata, a járművek mozgása hogyan hat a forgalomáramlás egészére, illetve a a forgalomáramlás jellemzői az egyedi automatizált járművek mozgására [24, 3]. Ennek vizsgálatára az au-

tomatizált járművek koordinált irányításában alkalmazott energia-optimális irányítási módszert kidolgoztam makroszkópikus közlekedési környezet kontextusában és többféle megközelítésben vizsgáltam az eredményeket.

Egyrészt, szimuláció-alapú elemzéseket végeztem VISSIM forgalomszimulációs szoftverrel annak vizsgálatára, hogyan befolyásolja az általam kidolgozott energia-optimális járműirányítási stratégia  $R_{1,max}$  tervezési paramétere, valamint az automatizált járművek forgalomban való aránya ( $\kappa$ ) a forgalmi átlagsebességet, illetve a forgalomban résztvevő járművek igényelt vonóerejét, változó forgalomnagyságok mellett. Az időtartományi szimulációs eredményeket kiértékeltem és jelleggörbét alkottam az  $R_{1,max}$  megválasztására nézve.

Másrészt, a forgalom dinamikáját leíró fundamentális diagramot paraméterfüggő  $\mathcal{F}(\rho_i(k), R_{1,i}, \kappa)$  polinomiális modellel közelítettem, amelynek eredménye egy diszkrét idejű nemlineáris dinamikus rendszermodell lett:

$$\rho_i(k+1) = \rho_i(k) + \frac{T}{L_i} [-\mathcal{F}(\rho_i(k), R_{1,i}, \kappa) + q_{i-1}(k) + r_i(k) - s_i(k)], \quad (10a)$$

$$\mathcal{F}(\rho_i(k), R_{1,i}, \kappa) = \sum_{j=1}^n c_j(R_{1,i}, \kappa) \rho_i(k)^j, \quad (10b)$$

ahol  $\rho_i$  az  $i$ -edik szakasz forgalomsűrűsége,  $L_i$  a szakasz hossza,  $q_{i-1}, r_i, s_i$  a szakasz be/kilépő forgalomáramlás értékei,  $T$  a számítási lépésköz,  $c_j$  pedig a polinom együtthatói. Eljárást dolgoztam ki (10) formában rendszer stabil állapot-tartományának meghatározására irányítási invariáns halmazok közelítési módszerével. A közelítő eljárás során paraméterfüggő irányítási Lyapunov függvény egy szintvonalát kerestem, amely keresés Sum-of-Squares (SOS) korlátozások melletti optimalizálási feladatra vezetett [29, 30, 28].

Harmadrészt, az analízis eredményeit úgy használtam fel az automatizált járművek irányításának tervezésében, hogy azok képesek növelni a közlekedés minőségi jellemzőinek szintjeit. Korlátozások melletti kvadratikus optimalizáláson alapuló prediktív koordinációs stratégiát dolgoztam ki, amelynek segítségével a közlekedési hálózat forgalomnagysága maximalizálható, illetve a hálózat szabályozott behajtó ágain a sorban álló járművek száma minimalizálható:

$$\min_{u(k) \dots u(k+n)} \frac{1}{2} U^T \phi U + \beta^T U, \quad (11)$$

a következő korlátozások mellett:

$$\begin{aligned} u_{max}(R_{1,i}(k), \kappa) &\geq q_{i-1}(k) + r_i(k) - s_i(k), \quad \forall i, k \\ x(k) &\geq 0, \quad \forall k \\ U &\in \mathbf{U}, \end{aligned} \quad (12)$$

ahol  $U, \beta$  a kvadratikus költségfüggvény együtthatói,  $u_{max}(R_{1,i}(k), \kappa)$  függvény az SOS analízis eredménye,  $u(k)$  pedig a szabályozott behajtó ágak megengedett maximális forgalomnagysága.

#### **Tézis IV.: Analízis és szintézis módszerek automatizált járművek mozgásának forgalomban történő irányítására**

(a) Analízis módszert dolgoztam ki energia-optimális hosszirányú irányítással rendelkező automatizált járművek hatásának elemzésére forgalomáramlás időtartományi minőségi jellemzőinek vonatkozásában. Nagypontosságú forgalmi szimulátoron végzett vizsgálatokon keresztül az alábbi következtetéseket fogalmaztam meg. Az automatizált járművek energia-optimális mozgását megvalósító irányítás tervezési paramétereinek megválasztása hatással van a közlekedési hálózatban haladó járművek összesített energiafelhasználására. Az automatizált járművek forgalomban való arányának növekedése javítja a járművek összesített energiafogyasztásának jellemzőit. Ez az előnyös hatás nagyobb forgalomáramlás mellett jelentősebb. Ezen következtetések alapján paraméter megválasztási stratégiát alkottam automatizált járművek energia-optimális mozgásprofil tervezéséhez. A stratégiával összhangot biztosítottam az egyes automatizált járművek energiafogyasztásának és menetidejének csökkentése, valamint a forgalomáramlás növelésének minőségi jellemzői között.

*Az eredményeket a disszertáció 7. fejezete és az alábbi publikációk mutatják be: [Németh and Gáspár, 2017, Németh et al., 2019a, Németh and Gáspár, 2016]*

(b) Új analízis módszert dolgoztam ki diszkrét idejű polinomiális rendszerek irányítási invariáns halmazainak belső közelítésére. A közelítést maximalizálási problémaként fogalmaztam meg, Sum-of-Squares korlátozó feltételeken keresztül. A maximalizálás eredménye egy irányítási Lyapunov függvény, aminek egy szintvonala közelíti a maximális irányítási invariáns halmazt. Új módszert dolgoztam ki olyan forgalomáramlások dinamikájának polinomiális rendszerként történő modellezésére, amelyek automatizált járműveket és embervezette járműveket egyaránt tartalmaznak. Az irányítási invariáns halmazok új közelítési eljárását alkalmaztam az új forgalomáramlási modellekre, aminek eredményeként módszert adtam az állapotter stabilizálható és irányítható tartományainak meghatározására. Erre építve olyan stabilitási kritériumot írtam fel, amely alkalmazásra kerül az alábbiakban a forgalomáramlás szabályozása során.

*Az eredményeket a disszertáció 8.1, 8.2 fejezetei és az alábbi publikációk mutatják be: [Gáspár and Németh, 2019, Németh et al., 2016b, Németh et al., 2016b, Németh et al., 2016a]*

(c) Prediktív irányítási stratégiát dolgoztam ki automatizált járművek és szabályozott autópálya felhajtók koordinált irányítására. Az új irányítás-

tervezési módszerben az automatizált járművek közlekedési hálózatban való arányától függő, általam kidolgozott új forgalomáramlási modell került alkalmazásra. A stabilitási kritériumot a prediktív irányítástervezés optimalizálási feladatába korlátozásként építettem be. Az irányítás eredményeként a kidolgozott irányítási stratégia az egyedi automatizált járművek számára olyan sebességmegválasztást garantál, amellyel a forgalomáramlás maximalizálása, mint közlekedési szintű minőségi jellemző, megvalósítható.

*Az eredményeket a disszertáció 8.3 fejezete és az alábbi publikációk mutatják be: [Németh et al., 2017, Németh et al., 2015, Németh and Gáspár, 2019]*

## 6. Jövőbeli kutatási kihívások

Az értekezésben közölt eredmények két fontos terület kutatási kihívásainak megoldásához is hozzájárulhatnak a jövőben.

Az első kutatási terület a kidolgozott módszerek alkalmazása a jármű-felhő kapcsolat vonatkozásában. A felhő alkalmazásának jelentősége abban áll, hogy a járművektől és a közlekedési hálózattól származó nagy mennyiségű információ feldolgozható, tárolható benne, ami ezt követően gépi tanítási célokra felhasználható [7, 6]. Ennek tipikus példája a felhőben implementált biztonságos és utazási kényelmet figyelembe vevő útvonaltervező algoritmus, ami a közlekedési hálózathoz csatlakozva valósídejű információkkal szolgáltat útvonaltervet a járművek számára [21]. Egy másik alkalmazási terület a sztochasztikus prediktív irányítási problémák valósídejű megoldása felhő alapon [12].

A disszertációban bemutatott garanciákat biztosító robusztus irányítástervezési módszertan jól alkalmazható a jármű-felhő kapcsolat vonatkozásában. Az új módszer segítségével áthidalhatók olyan kulcsfontosságú tervezési [14, 35] és verifikációs [17, 31] problémák, amelyek a rendszer komplexitása miatt vetődnek fel a járműirányítás implementációja során. A bemutatott módszerrel az irányítórendszer jármű-szintű robusztus és felhő-szintű tanulás-alapú irányítási elemekre osztható fel, egy hierarchikus struktúrába szervezve. A megoldás előnye, hogy a jármű biztonságos haladására vonatkozó minőségi jellemzők a kapcsolat minőségének romlása esetén is garantálhatók, lásd például [Németh et al., 2021c] kutatási eredményt.

A második kutatási kihívás a gépi tanulás-alapú módszerek automatizált járművekben történő alkalmazásához, annak verifikációjához és validációjához kapcsolódik. Számos tanulási folyamattal létrehozott ágens validációja ugyanis elméleti nehézségekbe ütközik a járműre vonatkozó biztonsági jellemzők szempontjából, illetve a validáció megvalósítása a nagyszámú igényelt minta miatt a gyakorlatban nehezen megvalósíthatóvá válhat. Neurális hálózatok esetében vannak részeredmények ezen problémákra [1], azonban a hálózat

komplexitása és nemlinearitása miatt az általános megközelítések nehézségekbe ütköznek. Egy kutatási irány a Hamilton-Jacobi elérhetőségi módszerek alkalmazása [11], ami olyan irányítási megoldáshoz vezet, ami csak a biztonsági jellemzőkre vonatkozó garanciák megsértése esetén lép működésbe. A problémára adott másik válasz, ami különösen is a képfeldolgozási feladatokban kerül alkalmazásra, a Satisfiability Modulo Theory, aminek segítségével automatizálható verifikációs módszer dolgozható ki többretegű előrecsatolt neurális hálók vonatkozásában [18]. Egy harmadik út a realizációs elmélet alkalmazása, aminek mentén a rekurrens neurális hálók racionális vagy polinomiális nemlineáris rendszerekkel jellemezhetők, és ezt követően elemezhetők [9].

Az értekezésben bemutatott új robusztus irányítástervezési módszer magában hordozza egy jövőben kidolgozandó verifikációs eljárás lehetőségét. A verifikáció alapja az értekezés 2.3. fejezetében bemutatott tervezési módszertan, ami magában foglalja az irányítási kör robusztus irányítási részére vonatkozó garanciákat. Ezt szükséges kiegészíteni a nem hagyományos irányítási részre vonatkozó verifikációs eljárással, ami biztonságos jármű teszt-szcenáriókon keresztül valósítható meg. A verifikáció során a teljes irányítási kör biztonsági minőségi jellemzőinek minimális és maximális szintjei kerülnek meghatározásra. Ehhez kapcsolódó előzetes saját kutatási eredmények előrecsatolt neurális hálók vonatkozásában a [Lelkó et al., 2021] publikációban érhetők el.

## Szerző publikációinak statisztikája

- Könyvek: 5
- Könyvfejezet: 1
- Folyóirat cikkek: 50 (D1 besorolás: 5, Q1 besorolás: 7)
- Konferencia cikkek: 144
- Független hivatkozások: 425

## Szerző válogatott publikációi

- [Fényes et al., 2021a] Fényes, D., Fazekas, M., Németh, B., and Gáspár, P. (2021a). Implementation of a variable-geometry suspension-based steering control system. *Vehicle System Dynamics*, 0(0):1–18.
- [Fényes et al., 2020] Fényes, D., Németh, B., and Gáspár, P. (2020). LPV-based control for automated driving using data-driven methods. *IFAC-Papers OnLine*, 53(2):13898–13903. 21st IFAC World Congress.
- [Fényes et al., 2021b] Fényes, D., Németh, B., and Gáspár, P. (2021b). Data-driven modeling and control design in a hierarchical structure for a variable-geometry suspension testbed. In *60th IEEE Conference on Decision and Control*.
- [Fényes et al., 2021c] Fényes, D., Németh, B., and Gáspár, P. (2021c). Design of LPV control for autonomous vehicles using the contributions of big data analysis. *International Journal of Control*, 0(0):1–12.
- [Gáspár and Németh, 2014] Gáspár, P. and Németh, B. (2014). Design of adaptive cruise control for road vehicles using topographic and traffic information. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3):4184–4189. 19th IFAC World Congress.
- [Gáspár and Németh, 2015] Gáspár, P. and Németh, B. (2015). Design of look-ahead cruise control using road and traffic conditions. *American Control Conference, Chicago, U.S.A.*, pages 3447–3452.
- [Gáspár and Németh, 2016] Gáspár, P. and Németh, B. (2016). Integrated control design for driver assistance systems based on LPV methods. *International Journal of Control*, 89(12):2420–2433.
- [Gáspár and Németh, 2019] Gáspár, P. and Németh, B. (2019). *Predictive Cruise Control for Road Vehicles Using Road and Traffic Information*. Springer Verlag.
- [Gáspár et al., 2016] Gáspár, P., Németh, B., Bokor, J., Sename, O., and Dugard, L. (2016). The impact of suspension control on the controllability of the lateral vehicle dynamics. In *2016 IEEE 55th Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 1576–1581.
- [Gáspár et al., 2017] Gáspár, P., Szabó, Z., Bokor, J., and Németh, B. (2017). *Robust Control Design for Active Driver Assistance Systems: A Linear-Parameter-Varying Approach*. Springer International Publishing.
- [Hegedűs et al., 2021] Hegedűs, T., Fényes, D., Németh, B., and Gáspár, P. (2021). Improving sustainable safe transport via automated vehicle control with closed-loop matching. *Sustainability*, 13(20).

- [Lelkó et al., 2021] Lelkó, A., Németh, B., and Gáspár, P. (2021). Stability and tracking performance analysis for control systems with feed-forward neural networks. In *19th European Control Conference*.
- [Németh and Gáspár, 2017] Németh and Gáspár, P. (2017). The relationship between the traffic flow and the look-ahead cruise control. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(5):1154–1164.
- [Németh, 2019] Németh, B. (2019). Robust LPV design with neural network for the steering control of autonomous vehicles. In *2019 18th European Control Conference (ECC)*, pages 4134–4139.
- [Németh, 2021] Németh, B. (2021). Coordination of lateral vehicle control systems using learning-based strategies. *Energies*, 14(5).
- [Németh et al., 2015] Németh, B., Bede, Z., and Gáspár, P. (2015). Control design of traffic flow using look-ahead vehicles to increase energy efficiency. *American Control Conference, Seattle, USA*, pages 3447–3452.
- [Németh et al., 2017] Németh, B., Bede, Z., and Gáspár, P. (2017). Modelling and analysis of mixed traffic flow with look-ahead controlled vehicles. *20th IFAC World Congress*.
- [Németh et al., 2019a] Németh, B., Bede, Z., and Gáspár, P. (2019a). Control strategy for the optimization of mixed traffic flow with autonomous vehicles. *IFAC-PapersOnLine*, 52(8):227–232. 10th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles IAV 2019.
- [Németh et al., 2013] Németh, B., Csikós, A., Varga, I., and Gáspár, P. (2013). Multicriteria cruise control design considering geographic and traffic conditions. *Acta Polytechnica Hungarica*, 10(6):119–134.
- [Németh et al., 2019b] Németh, B., Fényes, D., Gáspár, P., and Bokor, J. (2019b). Coordination of independent steering and torque vectoring in a variable-geometry suspension system. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 27(5):2209–2220.
- [Németh and Gáspár, 2013] Németh, B. and Gáspár, P. (2013). Control design of variable-geometry suspension considering the construction system. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 62(8):4104–4109.
- [Németh and Gáspár, 2013] Németh, B. and Gáspár, P. (2013). Design of vehicle cruise control using road inclinations. *International Journal of Vehicle Autonomous Systems*, 11(4):313–333.
- [Németh and Gáspár, 2014] Németh, B. and Gáspár, P. (2014). Optimised speed profile design of a vehicle platoon considering road inclinations. *IET Intelligent Transport Systems*, 8(3):200–208.
- [Németh and Gáspár, 2015a] Németh, B. and Gáspár, P. (2015a). Design of low conflict cruise control for safety critical vehicle interactions. *IFAC-PapersOnLine*, 48(21):1186–1191. 9th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes SAFEPROCESS 2015.
- [Németh and Gáspár, 2015b] Németh, B. and Gáspár, P. (2015b). Robust look-ahead cruise control design based on the  $\mathcal{H}_\infty$  method. *IFAC-PapersOnLine*, 48(14):19 – 24. 8th IFAC Symposium on Robust Control Design ROCOND 2015.
- [Németh and Gáspár, 2016] Németh, B. and Gáspár, P. (2016). The impact of traffic flow on the look-ahead cruise control. In *2016 American Control Conference (ACC)*, pages 5988–5993.
- [Németh and Gáspár, 2017] Németh, B. and Gáspár, P. (2017). Nonlinear analysis and control of a variable-geometry suspension system. *Control Engineering Practice*, 61:279–291.



- [Németh and Gáspár, 2019] Németh, B. and Gáspár, P. (2019). Coordination of automated and human-driven vehicles in intersection scenarios. In *2019 American Control Conference (ACC)*, pages 5278–5283.
- [Németh and Gáspár, 2019] Németh, B. and Gáspár, P. (2019). LPV design for the control of heterogeneous traffic flow with autonomous vehicles. *Acta Polytechnica Hungarica*, 16(8):233–246.
- [Németh and Gáspár, 2021a] Németh, B. and Gáspár, P. (2021a). Design of learning-based control with guarantees for autonomous vehicles in intersections. *IFAC-PapersOnLine*, 54(2):210–215. 16th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems CTS 2021.
- [Németh and Gáspár, 2021b] Németh, B. and Gáspár, P. (2021b). The design of performance guaranteed autonomous vehicle control for optimal motion in unsignalized intersections. *Applied Sciences*, 11(8).
- [Németh and Gáspár, 2021c] Németh, B. and Gáspár, P. (2021c). Ensuring performance requirements for semiactive suspension with nonconventional control systems via robust linear parameter varying framework. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 31(17):8165–8182.
- [Németh and Gáspár, 2021] Németh, B. and Gáspár, P. (2021). *Guaranteed Performances for Learning-Based Control Systems Using Robust Control Theory*, pages 109–142. Springer International Publishing, Cham.
- [Németh et al., 2014] Németh, B., Gáspár, P., and Bokor, J. (2014). Analysis of braking dynamics using parameter-dependent polynomial Control Lyapunov Functions. In *53rd IEEE Conference on Decision and Control*, pages 2536–2541.
- [Németh et al., 2016a] Németh, B., Gáspár, P., Mihály, A., and Bokor, J. (2016a). Analysis of look-ahead control on traffic flow. *IFAC-PapersOnLine*, 49(3):261–266. 14th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems (CTS).
- [Németh et al., 2016b] Németh, B., Gáspár, P., and Péni, T. (2016b). Nonlinear analysis of vehicle control actuations based on controlled invariant sets. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 26(1).
- [Németh et al., 2021a] Németh, B., Gáspár, P., and Szabó, Z. (2021a). Guaranteed performances for a learning-based eco-cruise control using robust LPV method. *IFAC-PapersOnLine*, 54(8):83–88. 4th IFAC Workshop on Linear Parameter Varying Systems LPVS 2021.
- [Németh et al., 2018] Németh, B., Gáspár, P., Szócs, D., and Mihály, A. (2018). Design of the optimal motions of autonomous vehicles in intersections through neural networks. *IFAC-PapersOnLine*, 51(9):19 – 24. 15th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems CTS 2018.
- [Németh et al., 2020] Németh, B., Hegedűs, T., and Gáspár, P. (2020). Performance guarantees on machine-learning-based overtaking strategies for autonomous vehicles. In *2020 European Control Conference (ECC)*, pages 136–141.
- [Németh et al., 2021b] Németh, B., Hegedűs, T., and Gáspár, P. (2021b). Design framework for achieving guarantees with learning-based observers. *Energies*, 14(8).
- [Németh et al., 2021c] Németh, B., Mihály, A., and Gáspár, P. (2021c). Design of fault-tolerant cruise control in a hierarchical framework for connected automated vehicles. In *5th International Conference on Control and Fault-Tolerant Systems*.
- [Németh et al., 2015] Németh, B., Varga, B., and Gáspár, P. (2015). Hierarchical design of an electro-hydraulic actuator based on robust LPV methods. *International Journal of Control*, 88(8):1429–1440.

# Irodalomjegyzék

- [1] Francesca Albertini and Eduardo D Sontag. State observability in recurrent neural networks. *Systems & Control Letters*, 22(4):235–244, 1994.
- [2] J. Bokor and G. Balas. Linear parameter varying systems: A geometric theory and applications. *16th IFAC World Congress, Prague*, 2005.
- [3] Arnab Bose and Petros Ioannou. Analysis of traffic flow with mixed manual and semi-automated vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 4(4):173–188, 2003.
- [4] C. Briat. *Linear Parameter-Varying and Time-Delay Systems*. Advances in Delays and Dynamics. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2015.
- [5] Giacomo Cabri, Manuela Montangero, Filippo Muzzini, and Paolo Valente. Managing human-driven and autonomous vehicles at smart intersections. In *2020 IEEE International Conference on Human-Machine Systems (ICHMS)*, pages 1–4, 2020.
- [6] S. Chinchali, A. Sharma, J. Harrison, Amine Elhafsi, Daniel Kang, Evgenya Pergament, Eyal Cidon, Sachin Katti, and Marco Pavone. Network offloading policies for cloud robotics: a learning-based approach. *Auton Robot*, 2021.
- [7] Viraj Dawarka and Girish Bekaroo. Building and evaluating cloud robotic systems: A systematic review. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 73:102240, 2022.
- [8] Ricardo de Castro, Mara Tanelli, Rui Esteves Araújo, and Sergio Matteo Savaresi. Minimum-time path-following for highly redundant electric vehicles. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 24(2):487–501, 2016.
- [9] T. Defourneau and M. Petreczky. Realization theory of recurrent neural networks and rational systems. In *2019 IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 8048–8053, 2019.
- [10] Soheib Fergani, Olivier Sename, and Luc Dugard. An LPV/ $\mathcal{H}_\infty$  integrated vehicle dynamic controller. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 65(4):1880–1889, 2016.
- [11] J. F. Fisac, A. K. Akametalu, M. N. Zeilinger, S. Kaynama, J. Gillula, and C. J. Tomlin. A general safety framework for learning-based control in uncertain robotic systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 64(7):2737–2752, 2019.
- [12] Jacopo Guanetti and Francesco Borrelli. Stochastic MPC for cloud-aided suspension control. In *IEEE Conf on Dec and Control*, pages 238–243, 2017.
- [13] Jihun Han, Ardalan Vahidi, and Antonio Sciarretta. Fundamentals of energy efficient driving for combustion engine and electric vehicles: An optimal control perspective. *Automatica*, 103:558–572, 2019.
- [14] Zichen He, Jiawei Wang, and Chunwei Song. A review of mobile robot motion planning methods: from classical motion planning workflows to reinforcement learning-based architectures, 2021.
- [15] E. Hellström, M. Ivarsson, J. Åslund, and L. Nielsen. Look-ahead control for heavy trucks to minimize trip time and fuel consumption. *Control Engineering Practice*, 17(2):245–254, 2009.
- [16] M. Hertneck, J. Köhler, S. Trimpe, and F. Allgöwer. Learning an approximate model predictive controller with guarantees. *IEEE Control Systems Letters*, 2(3):543–548, July 2018.
- [17] Lukas Hewing, Kim P. Wabersich, Marcel Menner, and Melanie N. Zeilinger. Learning-based model predictive control: Toward safe learning in control. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, 3(1):269–296, 2020.

- [18] X. Huang, M. Kwiatkowska, S. Wang, and M. Wu. Safety verification of deep neural networks. *Proceedings of the International Conference on Computer Aided Verification. CAV 2017.*, 10426:3–29, 2018.
- [19] T. Koller, F. Berkenkamp, M. Turchetta, and A. Krause. Learning-based model predictive control for safe exploration. In *2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 6059–6066, 2018.
- [20] K. Li and P. Ioannou. Modeling of traffic flow of automated vehicles. *IEEE Trans. Intelligent Transp. Systems*, 5(2):99–113, 2004.
- [21] Zhaojian Li, Ilya Kolmanovsky, Ella Atkins, Jianbo Lu, Dimitar Filev, and John Micheline. Cloud aided safety-based route planning. In *2014 IEEE International Conf. on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pages 2495–2500, 2014.
- [22] Hao Liu, Xingan (David) Kan, Steven E. Shladover, Xiao-Yun Lu, and Robert E. Ferlis. Modeling impacts of cooperative adaptive cruise control on mixed traffic flow in multi-lane freeway facilities. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 95:261 – 279, 2018.
- [23] Kevin McDonough, Ilya Kolmanovsky, Dimitar Filev, Steve Szwabowski, Diana Yanakiev, and John Micheline. *Stochastic Fuel Efficient Optimal Control of Vehicle Speed*, pages 147–162. Springer International Publishing, 2014.
- [24] Gábor Orosz, R. Eddie Wilson, and Gábor Stépán. Traffic jams: dynamics and control. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 368(1928):4455–4479, 2010.
- [25] A. Packard and G. Balas. Theory and application of linear parameter varying control techniques. *American Control Conference, Workshop I, Albuquerque, New Mexico*, 1997.
- [26] Claudio Roncoli, Markos Papageorgiou, and Ioannis Papamichail. Traffic flow optimisation in presence of vehicle automation and communication systems - Part II: Optimal control for multi-lane motorways. *Transportation Research Part C*, 57:260–275, 2015.
- [27] U. Rosolia and F. Borrelli. Learning model predictive control for iterative tasks. a data-driven control framework. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 63(7):1883–1896, July 2018.
- [28] C. W. Scherer and C. W. J. Hol. Matrix sum-of-squares relaxations for robust semi-definite programs. *Math. Program*, 107:189–211, 2006.
- [29] E. Summers, A. Chakraborty, W. Tan, U Topcu, P. Seiler, G. Balas, and A. Packard. Quantitative local  $l_2$ -gain and reachability analysis for nonlinear systems. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 23(10):1115–1135, 2003.
- [30] U. Topcu, A. Packard, and P. Seiler. Local stability analysis using simulations and sum-of-squares programming. *Automatica*, 44:2669–2675, 2008.
- [31] Hoang-Dung Tran, Weiming Xiang, and Taylor T. Johnson. Verification approaches for learning-enabled autonomous cyber-physical systems. *IEEE Design Test*, pages 1–1, 2020.
- [32] Valerio Turri, Bart Besselink, and Karl H. Johansson. Cooperative look-ahead control for fuel-efficient and safe heavy-duty vehicle platooning. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 25(1):12–28, 2017.
- [33] Shu Wang, Harald Pfifer, and Peter Seiler. Robust synthesis for linear parameter varying systems using integral quadratic constraints. *Automatica*, 68:111–118, 2016.
- [34] F. Wu, X.H. Yang, A. Packard, and G. Becker. Induced  $L_2$  norm controller for LPV systems with bounded parameter variation rates. *Journal of Robust and Nonlinear Control*, 6:983–988, 1996.

- [35] Changxi You, Jianbo Lu, Dimitar Filev, and Panagiotis Tsiotras. Advanced planning for autonomous vehicles using reinforcement learning and deep inverse reinforcement learning. *Robotics and Autonomous Systems*, 114:1–18, 2019.