JÁRMŰ LEGYEZÉSI DINAMIKÁJÁNAK IDENTIFIKÁCIÓJA TESZTPÁLYA MÉRÉSEK ALAPJÁN

ÍRTA:
Pup Dániel

TÉMAVEZETŐK:

Bokor József
MTA rendes tagja, egyetemi tanár
Járműipari Kutatóközpont, Széchenyi István Egyetem

Szabó Zoltán
MTA Doktora, egyetemi tanár
Közlekedési Tanszék, Széchenyi István Egyetem

DOKTORI ÉRTEKEZÉS
Széchenyi István Egyetem
Infrastrukturális Rendszerek Modellezése és Fejlesztése
Multidiszciplináris Műszaki Tudományi Doktori Iskola

GYŐR
2022

1. MOTIVÁCIÓ ÉS CÉLKITŰZÉSEK

A járműdinamika, modellezés és rezgésanalízis fontos szerepet játszik a menetdinamika, utazási komfort és járműirányítás tervezése szempontjából. A vezetés támogató rendszerek, autonóm járműfunkciók tervezésénél a modell alapú irányítási rendszerek alkalmazása szükséges amihez részben a jármű-mechanika alapján kidolgozott modellek használata, ezek mérések alapján való verifikációja továbbá magukból a mérésekből való modellezés, azaz a rendszer identifikáció alkalmazása szükséges.

Az irányított járműszerkezetek alkalmazása speciális járműdinamikai feladatok megoldásában már az 1980-as években megjelent a szakirodalomban. A feladatokat elsősorban a haszonjármű iparban fogalmazták meg, a sávelhagyás elkerülés, csuklós járművek becsuklásának megakadályozása, pótkocsis szerelvények menetstabilitása témakörökből.

A vezetés támogató majd az autonóm rendszerek így az önvezető járművek megjelenésével különlegesen fontos lett az autonóm manőverek tervezése, a biztonságkritikus működés garantálása, amely feladatok megoldása új irányítási módszerek kidolgozását és alkalmazását igényelte. Ezek a módszerek az optimális és robusztus irányítások elméletére épülnek, legtöbbször igénylik az adott manőverhez tartozó irányítási célt befolyásoló járműdinamika vagy annak egy modelljének ismeretét. A legtöbb, a témában közölt elemzés és összefoglaló nagyjából egyhangúlag megállapítja, hogy az egyik legfontosabb feladat az, hogy megtaláljuk az egyensúlyt a korrekt irányítási cél megfogalmazása, az ennek megfelelő modell komplexitása és a megoldáshoz szükséges irányítási módszertan komplexitása, implementálhatósága között.

A járműdinamika elemzéséhez számítógépes szimulációs környezetek létrehozása szükséges. A szimulációs modellek többnyire folytonos idejű nemlineáris algebrodifferenciál egyenletekkel vannak leírva. Ezzel szemben az irányítási modellek a jellemző vagy a feladat szempontjából vizsgált bemenet - kimenet közötti kapcsolatot leíró domináns dinamikát leíró modelleket használják. A véletlen jellegű hibákat sztochasztikus folyamatokként modellezik, az egyszerüsített leírás miatt elhanyagolt dinamikát, modell-paraméter bizonytalanságokat pedig a robusztus irányítási módszerek alkalmazásával veszik figyelembe.

Az irányítási célú modellek az ún. "high fidelity" modellekből többnyire egyszerüsítő feltételek bevezetésével, linearizálással és modell redukcióval kaphatók

meg. Mivel az így kapott modellek közelítőek, ezeket verifikálni szükséges valódi működési körülmények között elvégzett mérésekkel és a rendszer identifikáció (ID) alkalmazásával.

A jármű szerkezetek méretezése, a járműdinamika modellezése és a rendszer identifikáció alkalmazása Magyarországon az 1980-as években két hazai tudományos iskola együttműködéséből alakult ki. Az egyik a Michelberger Pál által a Budapesti Műegyetemen vezetett csoport volt, a jármű modellek mérési adatokból való identifikációját Keviczky László kutató csoportjával (Bányász Csilla, Bokor József, Gáspár Péter) együttműködésben végezték el.

Igen jelentős továbblépést eredményezett Palkovics László munkássága, [2, 5], aki az aktív járműdinamikai irányítás területén elért kezdeti, bár nemzetközi szinten teljesen új, főleg elméleti eredményeket továbbfejlesztve, ipari feladatok megoldására alkalmassá téve, elindította a Knorr Bremse majd a Thissen Krupp kutatásokat. Ehhez az irányhoz csatlakozott Gáspár Péter és Szabó Zoltán, [4, 10], majd Szászi István a Bosch fejlesztő intézetének hazai megalapításakor, [8], később Németh Balázs és diákjaik. Jelentős nemzetközi munkássággal és kapcsolatrendszerrel rendelkeznek, kiemelendő a gronoble-i egyetemmel közös kutatási programok.

A fenti kutatás–fejlesztési munkák eredmények oda vezettek, hogy jelentős hazai kutatás alakult ki az országban mind akadémiai, mind egyetemi és ipari környezetben.

A járműipari kutatások komoly lendületet vettek a kormányzat által 2020-ban meghirdetett Nemzeti Kutatólaboratóriumok program elindításával, amelyben a SZTAKI, BME és a Széchenyi István Egyetem egy Autonóm Rendszerek Nemzeti Laboratórium megalakítására kapott lehetőséget. Ez egy ötéves horizontú kutatási program, amely önvezető földi és légi járművek autonóm robotok valamint ezekből kialakítandó kooperatív rendszerek kutatására és létrehozására ad lehetőséget.

Ehhez a programhoz kapcsolódik az értekezés témaválasztása amely egy Nissan Leaf elektromos autóra tervezett kisérleti jármű platform kialakítását tűzte ki célul. A rendszernek alkalmasnak kell lenni autonóm jármű manőverek kipróbálására és bemutatására, ehhez alkalmas mérő és irányítási rendszer kidolgozására, a mérések alapján járműdinamikai modellek identifikációjára.

Az az értekezésen belül az alábbi kutatási feladatokkal foglalkoztam:

- járműdinamika mérőrendszer kidolgozása és implementálása egy Nissan Leaf elektromos gépkocsin,

- járműdinamikai mérések tervezése és tesztpálya-mérések elvégzése a laterális dinamika megismerése céljából,
- rendszer identifikációs módszerek alkalmazásának vizsgálata és kiválasztása a domináns rendszerdinamikát leíró modellek identifikációjára.

Az identifikációs célú mérések nagy részét a zalaegerszegi ZALAZONE tesztpályán végeztem el.

2. A KUTATÁS SORÁN ALKALMAZOTT MÓDSZEREK

2.1. Kisérleti körülmények

A Nissan LEAF autonóm-funkciók megvalósításához kiépített rendszer részletes leírása (amely a járművön elvégzett fizikai változtatásokat is tartalmazza) a [11] dokumentációban található. A dokumentáció bemutatja a jármű működésébe beavatkozás lehetőségeit és leírja az alacsonyszintű és felsőszintű szabályozások realizációját.

A Nissan Leaf elektromos meghajtású, ferde hátú, ötajtós autó, amit a Nissan autógyár fejlesztett ki és bocsátott piacra 2010-ben. A Leaf az első, nagy tételben eladott, tisztán elektromos meghajtású autó.

1. ábra. Kísérleti jármű (Nissan LEAF) és ZalaZone Tesztpályák (baloldalt: ADAS, középen: dinamikai platform, jobbra: fékfelület, autópálya, a kép szélén a SmartCity)

A jármű irányítását lehetővé tevő rendszer kiépítése előtt különböző méréseket hajtottunk végre, melyek lehetővé teszik a „gyári állapot” rekonstrukcióját, illetve információt szolgáltatnak a különböző kezelőszervek, szenzorok karakterisztikájáról. A méréseket a JKK illetve a KVJT laborjaiban végeztük a Széchenyi István Egyetemen.

A Nissan Leaf jármű dinamikai identifikációs méréseinek – előkészítő mérések és mérési sorozat – helyszíne a ZalaZone teszt komplexum. A kísérletek két pályaelemen kerültek végrehajtásra, a dinamikai teszt felületen és az autópálya szakaszon.

A jármű dinamikai mérései során meghatározott maximális autonóm üzemű sebességhatárt 30 km/h-ban határoztuk meg a ZalaZone mérnökség a SZTAKI és a JKK tesztelő csapata egyetértésével (a 30 km/h sebességhatár átlépésére lehetőség van a ZalaZone meghatározott teszt felületein a teszt biztonsági előírások megtartása és a járművezető személy megfelelő közlekedésbiztonsági hatósági minősítése mellett).

Az autó előre megtervezett pályákat járt be megadott, állandó sebességgel. A meglévő két-szintű fedélzeti szabályozó rendszer biztosítja a pálya és a sebesség követését teljesen autonóm módban.

2.2. Modellezés és identifikáció mért jelek alapján

A járműdinamikát, így a legyezési dinamikát is, folytonos idejű nemlineáris differenciál egyenletekkel lehet leírni. Bizonyos feltételek fennállása esetén ez a nemlineáris rendszer linearizálható (például Jacobi linearizálás), így egy adott munkapontban érvényes állapotegyenleteket vagy input-output modelleket kapunk.

Minthogy a célunk mért adatok (mintavételezett u, y) alapján modellezni, az így kapott modellt időben diszkertizáljuk. A feltételezett tartószervnek megfelelően diszkrét idejű állapot egyenletet kapjuk, aminek időtartományban megfeleltetünk egy bemenet/kimenet (I/O) modellt:

$$y_t = G(q)u_t = \sum_{k=1}^{\infty} G_k u_{t-k}, \tag{1}$$

ahol q az előretolás operátora, azaz $qu_t = u_{t+1}$, és $\{G_k, k = 1,2,\dots\}$ pedig az úgynevezett impulzusválasz sorozat. A rendszer úgynevezett diszkrét átviteli függvénye a Z-transzformáció alkalmazásával:

$$G(z) = \sum_{k=1}^{\infty} G_g z^{-k}. \tag{2}$$

Egy bemenet/kimenet pár (ú.n. SISO rendszer) esetén a $g(z) = \sum_{k=1}^{\infty} g_k z^{-k}$ jelölést alkalmazzuk, ahol $\{g_k, k = 1,2,\dots\}$ skalár impulzus-válasz sorozat.

Dinamikus rendszerek modellezése és identifikációja során a környezeti hatásokat

sztochasztikus folyamatokkal, u.n. zajmodellekkel reprezentáljuk, azaz feltesszük, hogy a megfigyelések (mérések) egy LTI rendszer additív zajjal terhelt kimenetei.

Mivel az esetek nagy részében mintavételezett rendszereink (adataink) vannak, kézenfekvő, hogy diszkrét idejű modelleket használunk:

$$y_t = v_t + \varepsilon_t \tag{3}$$

$$v_t = \sum_{k=1}^{\infty} g_k u_{t-k} \tag{4}$$

ahol a ε_t zajfolyamat egy másodrendű stacionárius sztochasztikus folyamat, amit az alábbiak valamelyike definiál:

i) az $R_\varepsilon(k) = E\{\varepsilon_{t+k}\varepsilon_t\}$ kovarianca függvény, ahol $E\{\varepsilon_t\} = 0, \forall t$;

ii) a $\Phi_\varepsilon(\omega) = \mathscr{F}\{R_\varepsilon(k)\}$ spektrális sűrűségfüggvény.

Praktikus okokból célszerű ezeket a modelleket újra parametrizálni véges számú

$$\theta \in \mathscr{D}_{\mathscr{M}} \subset \mathbb{R}^d$$

paraméter segítségével, és az identifikációs problémát erre a véges dimenziós halmazra megfogalmazni. Ekkor a modell alakja

$$y_t = G(q,\theta)u_t + \varepsilon_t,$$

ahol a zajfolyamatot vagy az $R_\varepsilon(\tau)$ kovariancia sorozat, vagy pedig a $\Phi_\varepsilon(\omega)$ spektrális sűrűségfüggvény írja le. Ez a jellemzés egy $\mathscr{M}$ paraméterezett modell halmazt definiál, azaz egy modell struktúrát. Az $\mathscr{M}$ halmaz egy rögzített θ paraméteréhez tartozó elemét $\mathscr{M}(\theta)$ jelöli.

Ha adott egy ε_t másodrendű stacionárius sztochasztikus folyamat $R(\tau)$ kovariancia függvénye, akkor a kapcsolódó modellezési feladat megfogalmazása a következő: Keresünk egy LTI rendszert aminek a kimenete azonos kovariancia függvénnyel rendelkezik (gyenge realizáció, kovariancia faktorizáció), azaz a kovariancia függvényt akarjuk reprodukálni.

Frekvencia tartományban, azaz ha a $\Phi(\omega)$ spektrális sűrűségfüggvény van megadva, az alábbi spektrális faktorizáción alapuló eredményt alkalmazhatjuk.

Feltéve, hogy $\Phi(\omega) > 0$ a $\cos\omega$ vagy $e^{i\omega}$ racionális függvénye, létezik egy $H(z)$

racionális függvény aminek nincsenek az egységkörön kívül pólusai és zérusai úgy, hogy

$$\Phi(\omega) = \lambda |H(e^{i\omega})|^2.$$

Ekkor az ε_t folyamat modellezhető egy $e_t \sim (0, \lambda)$ fehér zajon ható, $H(z)$ átviteli függvénnyel rendelkező, lineáris szűrő kimeneteként, azaz időtartományban

$$\varepsilon_t = H(q)e_t \triangleq \sum_{k=0}^{\infty} h_k e_{t-k},$$

ahol $e_t \sim (0, \lambda)$ a fehér zaj és

$$H(q) = 1 + h_1 q^{-1} + h_2 q^{-2} + \cdots \qquad (h_0 = 1).$$

A fentiek alapján véges dimenziós sztochasztikus LTI rendszereket véges módon paraméterezhetünk az átviteli függvényeik segítségével. A megfelelő eltolás-operátor felhasználásával ezeknek a modelleknek időtartományi alakja

$$y_t = G(q, \theta)u_t + H(q, \theta)e_t, \quad e_t \sim (0, \lambda) \text{ fehér zaj},$$

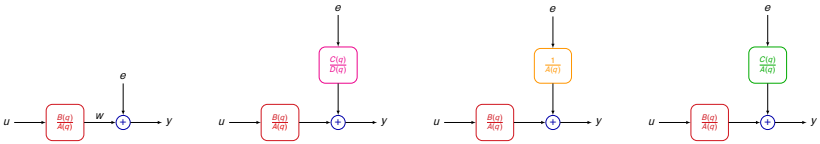
ahol $H(q, \theta)$ egy stabil és inverz stabil rendszer, $G(q, \theta)$ pedig stabil. Ekkor a G és H rendszereket racionális függvényekként írhatjuk fel, mint

$$G(q) = \frac{B(q)}{A(q)}, \qquad H(q) = \frac{C(q)}{D(q)}.$$

Az így kapott modell struktúrát az identifikációs szakirodalomban még Box–Jenkins modellnek is nevezzük, azaz

$$y_t = \frac{B(q)}{A(q)}u_t + \frac{C(q)}{D(q)}e_t,$$

ami egy racionális átviteli függvény modell és egy ARMA zajmodell összege.



2. ábra. OE és BJ valamint ARX és ARMAX struktúrák

A zajmodell struktúrájára tett különböző feltételezések alapján a modell paramétereinek becslése szempontjából is fontos modell struktúrákat definiálhatunk. Ha a fenti ARMA modellben $C(q) = 1$ akkor ARX (Autoregressive with eXogeneous input), ha pedig $C(q)/A(q) = 1$ akkor Output Error (OE) modellstruktúráról beszélünk. Az ARX modell paramétereit LS, az OE modell paramétereit NLS míg az általános ARMA modell paramétereket ML vagy PE módszerekkel becsülhetjük.

Az alábbiakban az úgynevezett predikciós hibán alapuló – Prediction Error (PE) – módszert, lásd [3], [6], mutatjuk be . Ezekben az eljárásokban a rendszermodellek játsszák el a prediktorok szerepét. A predikciós hiba alakja:

$$\varepsilon(t) = y_t - \hat{y}_{t|t-1} = H^{-1}(q)[y_t - G(q)u_t].$$

Ha a $H(q), G(q)$ átviteli függvények paraméterei az ismeretlen változók, akkor a predikciós hiba függ θ-tól, azaz

$$\varepsilon(t,\theta) = H^{-1}(\theta,q)\left[y_t - G(\theta,q)u_t\right],$$

ahol $\varepsilon(t,\theta)$ az egylépéses előrehaladó becslési hiba.

A PE eljárás minimalizálandó kritériumfüggvényének általában

$$V_N(\theta,Z^N) = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\ell(\varepsilon(t,\theta)),$$

választjuk, ahol $\ell(.)$ egy skalár értékű függvény.

A becsült PE paraméter a következő:

$$\hat{\theta}_N = \hat{\theta}_N(Z^N) = \arg\min_{\theta\in\mathscr{D}} V_N(\theta, Z^N),$$

ahol tipikusan a

$$\ell(\varepsilon(t,\theta)) = \frac{1}{2}\varepsilon^2(t,\theta)$$

választással élünk.

A PE és a ML becslés a forrászajra tett normalitási feltételek esetén megegyeznek. Ezt részletesebben az A3 Függelékben mutatom be.

A PE és ML módszerek alkalmas módosításokkal használhatók a Wiener és Hammerstein modellek paramétereinek becslésére.

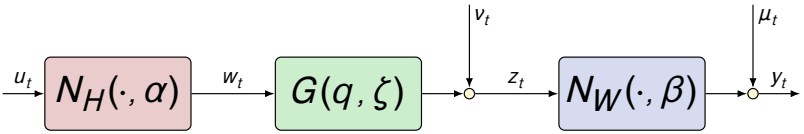
Ezek (diszkrét idejű modellek) általános alakja

$$y_t = N_w(z_t, \beta) + \mu_t \tag{5}$$

$$z_t = G(q,\zeta)w_t + \nu_t \tag{6}$$

$$w_t = N_H(\mu_t, \alpha), \tag{7}$$

ahol $\theta = [\beta, \zeta, \alpha]$ a modell paraméterek, N_W, N_H statikus nemlinearitások, μ_t, ν_t zérus várható értékű, konstans varinaciájú zajfolyamatok. A $\frac{\partial}{\partial\alpha}N_H(\cdot,\alpha)$, $\frac{d}{\partial\beta}N_W(\cdot,\beta)$ deriváltakról feltesszük, hogy léteznek, de nem kell feltétlenül invertálhatónak lenniük.



3. ábra. Wiener-Hammerstein modell

A θ paraméterek becslése a lineáris modelleknél már ismertetett ML és PE módszerekkel történhet. A legáltalánosabb leírást [1, 9] cikkekben találhatjuk meg.

A MATLAB ID Toolbox-ban a $\nu_t \equiv 0$ eset van implementálva. Ezt *OE*-módszernek is hívják, lásd [7].

3. Saját eredmények

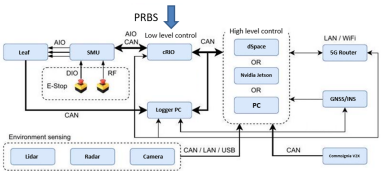
Az értekezés és az eredmények bemutatása a következőképp van felépítve: az értekezés második fejezetében a laterális jármű dinamikát leíró modelleket mutatom be azzal céllal hogy megismerhetőek és áttekinthetők legyenek a tipikus nemlinearitások valamint a folytonos idejű járműmodell főbb jellemzői. Ilyen modellek szolgáltak a szimulációs kísérletek alapjául. A harmadik fejezet mutatja be a Nissan Leaf autonóm funkcióinak megvalósítására kiépített rendszert és a kísérleti körülményeket. A negyedik fejezetben mutatom be az identifikációs gerjesztő jel tervezését, a felhasznált szimulációk eredményeiből, valamint a gerjesztő jel idő és frekvencia tartománybeli tulajdonságait. Ezt kiegészítően összefoglalom a különböző pálya és sebességi viszonyokra tervezett kísérletek jellemzőit. Végül az ötödik fejezetben a laterális járműdinamikai modellek identifikációját mutatom be.

1. Tézis: [4. és A.1. Fejezetek] Kidolgoztam a laterális járműdinamika identifikációjához szükséges mérési eljárásokat és a kísérletek mérésére alkalmas fedélzeti rendszer követelményeit és implementáltam egy Nissan Leaf elektromos autón.

1.1. Meghatároztam a laterális járműdinamika identifikációjához szükséges mérési eljárást és a mérendő mennyiségeket.

1.2. Meghatároztam a mérőrendszerrel szemben támasztott követelményrendszert: Legyen alkalmas az oldalgyorsulás, a kormányszervó vezérlőjel és a hozzáadott gerjesztőjel adott frekvencián történő mérésére. Legyen képes ezeknek a jeleknek az időbeli szinkronizálására, legyen lehetőség a vezérlőjelhez hozzáadni a mesterséges gerjesztőjelet.

1.3. A Nissan Leaf meglevő mérőrendszerét olyan módon alakítottam át, hogy a meghatározott követelményrendszernek megfeleljen.

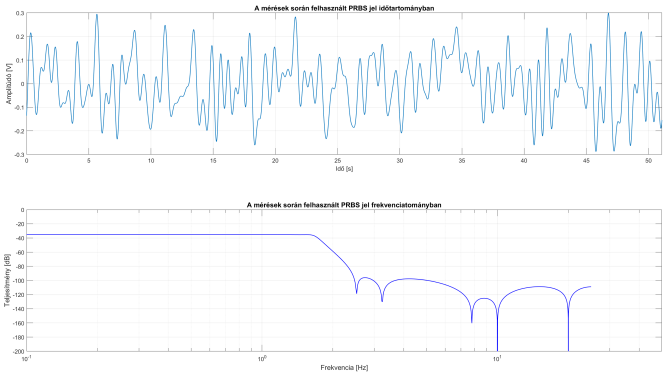


4. ábra. A járműbe szerelt egységek hierarchiája

Az identifikációs mérések során az alsó szintű irányítást egy NI cRIO9039 eszköz végezte, felsőszintű irányítást egy dSpace MicroAutoBox II ipari vezérlőegység. Minden parancs áthalad a biztonsági irányítóegységen (SMU), amely egy belső és egy külső vészleállító segítségével bármikor megszakítható, valamint autonóm üzemmódban haladva a járművezető bármilyen kormánymozdulata esetén letiltja a folyamatban lévő parancsot. Az identifikációs mérések során a jármű szenzorainak (GNSS, INS) mért jeleit és ezek adatait használtuk fel. A tézishez tartozó eredmények a [PD14a, PD17a, PD18a] publikációimban lettek részletesen kifejtve.

2. Tézis: [4. Fejezet] Megterveztem az identifikációs mérésekhez szükséges gerjesztő jeleket. Egy "high fidelity" szimulációs modell felhasználásával meghatároztam a gerjesztő jel típusát, sávszélességét és a mintavételi frekvenciákat.

Az identifikációhoz a rendszert szűrt PRBS jellel gerjesztjük. Egy PRBS jel adott frekvencia tartományon belül egyenletes és amplitúdó korlátozás mellett maximális energiájú jelet biztosít. A rendelkezésre álló terület korlátai miatt a PRBS jelhez egy irányító jelet is adunk, amely a járművet előre megtervezett pályák közelében tartja. A pályakövetéssel egyúttal azt is biztosíthatjuk, hogy a jármű a kívánt pálya pontokon áthaladjon, azaz különböző kanyarodási manőverek mentén kapjon megfelelő gerjesztést. A mesterséges zavarójelre azért van szükség, mivel a zavarójel nélkül nem lenne megfelelően gerjesztve a járműdinamika, így a gerjesztetlen mérési adatok alapján nem lenne lehetséges a rendszer identifikációja.



5. ábra. A mérések során felhasznált PRBS zavarójel az idő és a frekvencia tartományban

Az összes mesterségesen gerjesztett mérés során ugyanazzal a 5 ábrán látható 51,08 másodperc hosszú és 0,3V amplitúdójú PRBS jellel volt gerjesztve a rendszer. A tézishez tartozó eredmények a [PD18b, PD18c] publikációimban lettek részletesen kifejtve.

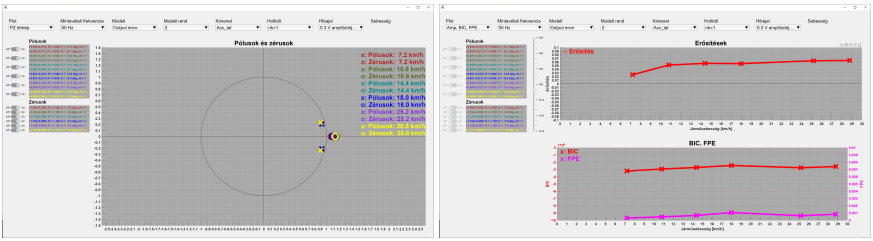
3. Tézis: [5. Fejezet] Elvégeztem a lineáris modellosztályok identifikációját.

3.1. A ZALAZONE tesztpályán elvégeztem az identifikációs méréseket.

3.2. A modellstruktúra kiválasztását FPE, AIC és BIC kritériumok, a reziduálok korrelációs analízise, a paraméterek statisztikai kiértékelése és a pólus-zérus konfigurációk kiértékelése alapján végeztem el. Mind időtatományban, mind a modellek aszimptotikus frekvencia tartománybeli tulajdonságai alapján frekvencia tartományban is végeztem illeszkedés vizsgálatokat.

3.3. A legjobb eredményeket az ún. OE modell struktúrával kaptam, a domináns pólusok elhelyezkedését a járműsebesség függvényében is meghatároztam.

A 6-os ábrán a másodrendű output error identifikációs modellek pólus-zérus térképei és a rájuk jellemző statisztikák szerepelnek különböző járműsebességek mellett. A tézishez tartozó eredmények a [PD18d, PD20b, PD21a] publikációimban lettek részletesen kifejtve.



6. ábra. A másodrendű, 50 Hz-es output error modellek pólus-zérus térképei, erősítései, valamint a BIC és FPE statisztikái különböző járműsebességek mellett.

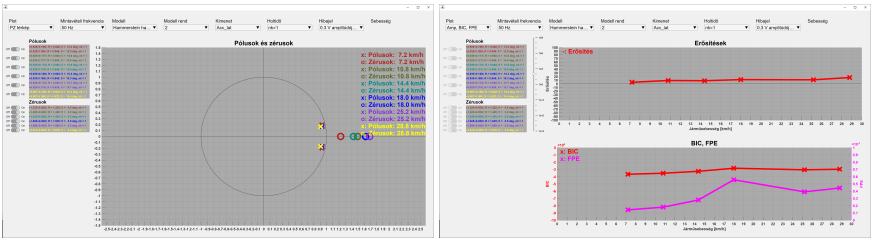
4. Tézis: [5. és A.4. Fejezetek] Elvégeztem a Nemlineáris Wiener - Hammerstein modellek identifikációját.

4.1. A nemlineáris Wiener és Hammerstein modellekben egy lineáris dinamika és statikus nemlinearitás írja le a modellt. Az eredményként kapott modellekben

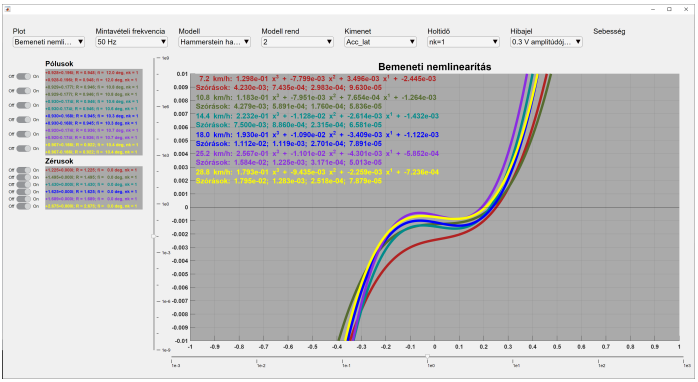
a lineáris dinamika struktúrája megegyezik a lineáris identifikációban kapott struktúrákkal.

4.2. A statikus nemlinearitásokat pedig polinomiális alakban lehetett identifikálni.

A 7-8 ábrákon jól látható, hogy az identifikációk jóságának mérőszámai alapján a feltételezett bemeneti nemlinearitással jobb eredmények adódtak, mint a lineáris modelleknél. A tézishez tartozó eredmények a [PD18d, PD21a, PD21b] publikációimban lettek részletesen kifejtve.



7. ábra. A másodrendű, 50 Hz-es Hammerstein modellek pólus-zérus térképei, erősítései, valamint a BIC és FPE statisztikái különböző járműsebességek mellett harmadfokú polinomiális nemlinearitást feltételezve.



8. ábra. A másodrendű, 50 Hz-es Hammerstein modellek nemlinearitásai különböző járműsebességek mellett harmadfokú polinomiális nemlinearitást feltételezve.

4. A KUTATÁSBÓL LEVONHATÓ KÖVETKEZTETÉSEK

Az értekezésben bemutatott munka eredményeképp létrejött egy rendszer-identifikációs mérések elvégzésére alkalmas fedélzeti mérőrendszer. A mérések felhasználásával identifikálva lettek a legyezési dinamikát jellemző domináns pólusok, valamint a nemlinearitásokat jellemző függvények paraméterei. Mindezeket a járműsebesség figyelembe vételével is meghatároztam.

A bemutatott módszertant alkalmazni lehet más járművek mérési adataiból való identifikációra, a közölt eredményeket pedig a Nissan Leaf manővertervezésben és irányító rendszer tervezésében lehet hasznosítani.

HIVATKOZÁSOK

[1] Dietmar Bauer and Brett Ninness. Asymptotic properties of least-squares estimates of hammerstein-wiener models. *International Journal of Control*, 75(1):34–51, 2002.

[2] J. Bokor, L. Palkovics, P. Michelberger and P. Várlaki. Design of active wheel suspension system using RLQR and $\mathscr{H}_\infty$ control. *Vehicle System Dynamics*, 1993.

[3] P.E. Caines. Prediction error identification methods for stationary stochastic processes. *IEEE Trans. Automatic Control*, 21:500–505, 1976.

[4] Bokor J and Szabó Z. *Frequency-domain Identification in* $\mathscr{H}_2, \mathscr{H}_\infty$, pages 213–233. Modelling And Identification With Rational Orthogonal Basis Functions. London: Springer, 2005.

[5] Palkovics L. and Bokor J. *Intelligent vehicle/road system research*, pages 169–190. Studies in vehicle engineering and transportation science: a festschrift in honour of professor Pál Michelberger on occasion of his 70th birthday. Budapest: Hungarian Academy of Sciences - Budapest University of Technology and Economics, 2000.

[6] L. Ljung and A.J.M. van Overbeek. Validation of approximate models obtained from prediction error identification. In *Proc. of the 7th IFAC Congress, Helsinki*, pages 1899–1980, 1978.

[7] Lennart Ljung. *System Identification Toolbox for use with MATLAB*, volume 21. MATLAB User's Guide, 01 2011.

[8] Gáspár P, Szászi I and Bokor J. Active suspension design using linear parameter varying control. *International Journal of Vehicle Autonomous Systems*, 1(2):206–221, 2003.

[9] Adrian Wills, Thomas Schön, Lennart Ljung and Brett Ninness. Identification of hammerstein–wiener models. *Automatica*, 49:70–81, 01 2013.

[10] Szabó Z, Gáspár P and Bokor J. Discussion on: combining slip and deceleration control for brake-by-wire control systems: a sliding-mode approach. *European Journal of Control*, 13(6):615–617, 2007.

[11] Péter Kőrös, Ernő Horváth, Dániel Pup, Alexandros Soumelidis and Ferenc Szauter Nissan LEAF autonóm-funkciók megvalósításához kiépített rendszer leírása. JKK, Széchenyi István Egyetem, 2021.

TÉZISPONTOKHOZ KAPCSOLÓDÓ PUBLIKÁCIÓK JEGYZÉKE

[PD14a] Ádám Bakos, Alexandros Soumelidis, Ferenc Szauter, Dániel Pup, and Péter Gáspár. Négykerék-meghajtású kísérleti jármű hajtásainak fejlesztése. *A Jövő Járműve: Járműipari Innováció*, pages 52–55, 2014.

[PD17a] Dániel Pup and Gábor Szakállas. Autonóm járművek irányításához szükséges kormányzási nyomaték mérési rendszer. In *OGÉT 2017: XXV. Nemzetközi Gépészeti Konferencia*, pages 348–351, 2017.

[PD18a] Dániel Pup, Huba Somogyi, and Gábor Szakállas. Autonóm járművek irányításához szükséges járműrendszer paraméterek és szenzorok rendszerek kutatása. In *OGÉT 2018: XXVI. Nemzetközi Gépészeti Konferencia: 26th International Conference on Mechanical Engineering.*, pages 381–384, 2018.

[PD18b] Huba Somogyi, Dániel Pup, Péter Kőrös, András Mihály, and Alexandros Soumelidis. Research of required vehicle system parameters and sensor systems for autonomous vehicle control. In *IEEE 12th International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics (SACI 2018)*, pages 27–32, 2018.

[PD18c] Gábor Szakállas, Dániel Pup, and József Polák. Research of vehicle parameter and sensor systems necessary to control autonomous vehicles. In *14th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA)*, pages 1–7, 2018.

[PD18d] Gábor Rödönyi, Péter Kőrös, Dániel Pup, Alexandros Soumelidis, Zoltán Béla Szabó, and József Bokor. Structure selection and LPV model identification of a car steering dynamics. *IFAC PAPERSONLINE*, 51:1086–1091, 2018.

[PD20a] Dániel Pup, Ádám Kisari, Zsombor Vigh, Gábor Rödönyi, Alexandros Soumelidis, and József Bokor. Characterization of model uncertainty features relevant to Model Predictive Control of lateral vehicle dynamics. In *2020 23rd International Symposium on Measurement and Control in Robotics (ISMCR)*, pages 1–4, 2020.

[PD20b] B Szűcs, Ádám Kisari, Péter Kőrös, Dániel Pup, Gábor Rödönyi, Alexandros Soumelidis, and József Bokor. Experimental verification of a control system for autonomous navigation. *IFAC PAPERSONLINE*, 53:14273–14278, 2020.

[PD21a] Gábor Rödönyi, G I Beintema, Roland Tóth, M Schoukens, Dániel Pup, Ádám Kisari, Zsombor Vigh, Péter Kőrös, Alexandros Soumelidis, and József Bokor. Identification of the nonlinear steering dynamics of an autonomous vehicle. *IFAC PAPERSONLINE*, 54:708–713, 2021.

[PD21b] Gábor Rödönyi, Roland Tóth, Dániel Pup, Ádám Kisari, Zsombor Vigh, Péter Kőrös, and József Bokor. Data-driven linear parameter-varying modelling of the steering dynamics of an autonomous car. *IFAC PAPERSONLINE*, 54:20–26, 2021.

[PD21c] Gergő Ferenc Ignéczi, Ernő Horváth, and Dániel Pup. Implementation of a self-developed Model Predictive Control scheme for vehicle parking maneuvers. In *The first ISTRC Annual Conference*, pages 1–5, 2021.