

Robusztus mérési és becslési eljárások

MTA doktori értekezés

Simon Gyula

2019

Erikának, Lucának, Dorkának, Eszternek és Bálintnak

Tartalomjegyzék

1	Bevezetés és célkitűzés.....	1
2	Robusztus modellparaméter-becslő eljárások	3
2.1	Eljárás robusztus szélessávú multiszinuszos gerjesztőjelek tervezésére	6
2.1.1	A csonkolt gerjesztőjel hatása a teljesítményspektrumra.....	7
2.1.2	A teljesítmény-csökkenés statisztikai tulajdonságai	10
2.1.3	Robusztus multiszinuszos gerjesztőjelek tervezése	13
2.1.4	Kísérleti eredmények.....	14
2.1.5	Összefoglalás.....	15
2.2	Hatékony számítási eljárás periodikus jelek spektrumának meghatározásához	16
2.2.1	A nemlineáris LS probléma iteratív megoldása	16
2.2.2	A nemlineáris LS probléma megfigyelő alapú megoldása.....	17
2.2.3	Kísérleti eredmények.....	21
2.2.4	Összefoglalás.....	25
2.3	Automatikus modellszelekciós eljárás lineáris idő-invariáns rendszerek identifikációjához	26
2.3.1	Automatikus előfeldolgozás.....	28
2.3.2	Fokszám- és paraméterbecslés	29
2.3.3	Modellek értékelése	33
2.3.4	Kísérleti eredmények.....	33
2.3.5	Összefoglalás.....	37
2.4	Az eredmények hasznosítási lehetőségei és hasznosulása	38
2.5	Új tudományos eredmények összefoglalása	40
3	Robusztus pozícióbecslő eljárások	44
3.1	Konszenzusalapú robusztus szenzorfüzió TDOA alapján történő helymeghatározáshoz.....	47
3.1.1	A TDOA helymeghatározási probléma	47
3.1.2	Konszenzusalapú szenzorfüzió.....	48
3.1.3	A konszenzusfüggvény gyors kiértékelése.....	51
3.1.4	Kísérleti eredmények.....	54
3.1.5	Összefoglalás.....	56
3.2	Megnövelt pontosságú TDOA pozícióbecslés a konszenzusalapú szenzorfüzió kiterjesztésével.....	57
3.2.1	Kiterjesztett konszenzusalapú pozícióbecslő.....	57
3.2.2	Kísérleti eredmények.....	58
3.2.3	Összefoglalás.....	60
3.3	Általánosított konszenzusalapú szenzorfüzió TDOA alapján történő helymeghatározáshoz.....	61
3.3.1	Általánosított konszenzusalapú pozícióbecslő	61
3.3.2	A konszenzusfüggvény gyors kiértékelése.....	64
3.3.3	Kísérleti eredmények.....	65

3.3.4	Összefoglalás	67
3.4	Konszenzusalapú robusztus szenzorfüzió ADOA alapján történő helymeghatározáshoz	68
3.4.1	A 2 dimenziós ADOA helymeghatározási probléma	68
3.4.2	A 3 dimenziós ADOA helymeghatározási probléma egy ismert tengelyű érzékelővel.....	70
3.4.3	Konszenzusalapú pozícióbecslés ADOA környezetben	72
3.4.4	A konszenzuszfüggvény gyors kiértékelése	74
3.4.5	Kísérleti eredmények	75
3.4.6	Összefoglalás	80
3.5	Az eredmények hasznosítási lehetőségei és hasznosulása	81
3.6	Új tudományos eredmények összefoglalása	83
4	Összefoglalás és kitekintés	89
4.1	A dolgozatban tárgyalt eredmények.....	89
4.2	Kitekintés.....	90
4.2.1	Beágyazott vezeték nélküli rendszerek időszinkronizációja	90
4.2.2	Hibatűrő és energiahatékony kommunikációs protokollok	90
4.2.3	Szenzorhálózatok robusztus lefedését biztosító eljárások	91
4.2.4	Elosztott mérőrendszerek fejlesztését támogató eszközök.....	92
5	Függelék.....	93
F1.	A csúszóablakos empirikus középérték varianciája	93
F2.	Az automatikus modellszelekciós eljárás folyamatábrája	95
F3.	A fókuszredukciós eljárás	96
F4.	Az érzékelő dőlésszögének kompenzálása.....	100
6	Köszönetnyilvánítás	101
7	Jelölések jegyzéke	102
8	Rövidítések jegyzéke	103
9	Ábrák jegyzéke.....	105
10	Táblázatok jegyzéke	107
11	Kapcsolódó saját publikációk jegyzéke	108
12	Hivatkozások.....	113

1 Bevezetés és célkitűzés

A mérési és becslési eljárások számos alkalmazási területen megjelennek. A kisgyermek becsli a pocsolya szélességét, mielőtt megpróbálja azt átugorni; a héja becsli a galamb távolságát a támadás előtt; a sportorvos méri az olimpikon testzsír-indexét; a hangmérnök méri az hangfalak torzítását; az autó navigációs rendszere méri a jármű jelenlegi helyzetét. Ezen eljárások esetenként önállóan, célként jelennek meg (pl. testzsír-index mérése, torzítás mérése), de sok esetben a felhasználó elől teljesen rejtve, az eszközökbe beágyazva, szolgáltatásként vannak jelen (pl. a navigációs rendszer által használt GPS szolgáltatás).

Egy mérési vagy becslési eljárás széleskörű műszaki alkalmazhatóságának feltétele, hogy az eljárás ellenálló legyen az alkalmazási környezetben bekövetkező zavarokra, az egyes eszközök meghibásodására, vagy akár a felhasználó által elkövetett esetleges hibákra. A robusztusság kifejezést a következőkben ezen általános értelmében fogom alkalmazni: robusztusnak tekintek egy mérőrendszert vagy mérési eljárást, ha az a külső zavarok, hatások ellenére helyes működést produkál, helyes eredményt szolgáltat. Egy rendszert természetesen robusztusra kell tervezni: a robusztus tervezési gyakorlatok közös követelménye, hogy a tervezett eszköz minél érzéketlenebb legyen a változásokra, külső (kedvezőtlen) hatásokra.

Tudományos kutatásaim során mindig különösen vonzódtam a gyakorlatban is alkalmazható eredményekhez, ezért az idők során általam kidolgozott mérési és becslési eljárások java része valóban a robusztusság jegyeit viselte. Jelen disszertáció ezekből az eredményekből két tématerületet mutat be.

Az első tématerület keretében (2. fejezet) a modellparaméterek becslését végző új eljárásokat tárgyalok. Az eredmények a paraméterbecslés menetének teljes vonulatát érintik a gerjesztőjelek megtervezésétől a rendszer válaszának mérésén keresztül a parametrikus rendszermodell származtatásáig.

A 2.1. fejezetben egy módszert mutatok be olyan multiszinuszos gerjesztőjelek tervezésére, amelyek immunisak gyakori alkalmazói hibákkal szemben: a javasolt gerjesztőjelek – szemben az irodalomban és a gyakorlatban gyakran alkalmazott más módszerekkel – akkor is kielégítő eredményt adnak, ha a megtervezett gerjesztőjelenek csak egy részét alkalmazzuk a mérés során – pl. a mérés korai befejezése miatt.

A multiszinusszal gerjesztett rendszerek kimenetén mért periodikus jelek feldolgozásakor a spektrum becslése nem koherens mintavételezés esetén egy nemlineáris legkisebb négyzetes problémára vezet, melynek kezelése nagy adatmerek esetén a korábbi módszerekkel nem volt lehetséges. A probléma kezelésre a 2.2. fejezetben egy iteratív, megfigyelő-alapú spektrumbecslőt mutatok be, amely olyan nagyméretű feladatok esetén is működőképes, amelyeket a hagyományos becslési eljárásokkal már nem lehetett kezelni.

A gerjesztés és a válasz spektrumának ismeretében a vizsgált rendszer parametrikus modellje meghatározható. Jóllehet a becslési eljárást ma már interaktív eszközök támogatják, de még ezek kezelése is olyan komoly felkészültséget igényel, ami nem várható el a széles spektrumot felölelő alkalmazási területek szakemberei részéről. A 2.3. fejezetben bemutatok egy teljesen automatikus modellszelekciós eljárást, ami a hagyományosan bonyolult paraméterbecslési eljárásból kiküszöböli a felhasználói beavatkozást, így robusztus módon elérhetővé teszi azt laikus felhasználók számára is.

A második tématerület (3. fejezet) keretében új robusztus pozícióbecslő eljárásokat mutatok be. Az eljárások közös jellemzője – és a robusztusság forrása – az, hogy a javasolt becslők a mérések konszenzusán alapulnak. A javasolt módszerek automatikusan képesek kiválasztani adott hibahatáron belül konzisztens méréseket és ebből akkor is pontos becslőt szolgáltatnak, ha – az elegendő számú helyes mérés mellett – egyébként sok hibás mérés is jelen van. A dolgozatban két alkalmazási területet vizsgálok: az időkülönbségek (vagy ekvivalens módon: távolságkülönbségek), valamint a szöghkülönbségek mérésén alapuló pozícióbecslési eljárásokat.

Az idő- vagy távolság-különbségek (TDOA) mérésén alapuló becslési eljárások fontos elemei különféle akusztikus és rádió-alapú lokalizációs rendszereknek. A 3.1. fejezetben bemutatom a konszenzusalapú TDOA becslő származtatását diszkrét jellegű források esetére, ahol a lokalizálandó objektum jól definiálható trigger-eseményeket produkál (pl. fegyver dörrenése). Bemutatom a becslő hatékony kiértékelési módját. Ezután bemutatom a becslő két lehetséges kiterjesztését: a 3.2. fejezetben javasolt kiterjesztés a konszenzusos becslőt egy járulékos lépés segítségével pontosítja, így statisztikailag az adott körülmények között elméletileg elérhető legnagyobb pontosságot szolgáltatja. A 3.3. fejezetben bemutatott általánosítás az alkalmazási környezetet tágítja: míg az alapmódszer csak diszkrét eseményforrásokra működik, a kiterjesztett módszer ezeket az eseményeket a folyamatos bemenő jelekből (pl. beszédhangból) automatikusan generálja és a többszörös eseményeket a becslőben kezeli.

Szöghkülönbségek mérésén (ADOA) alapuló pozícióbecslési eljárásokat alkalmazunk olyan alkalmazási környezetekben, ahol elsősorban irányok és beesési szögek mérhetők, pl. irányított antennák, mikrofon-tömbök, vagy kamerák esetén. A 3.4. fejezetben bemutatom a 2 dimenziós konszenzusos ADOA becslő származtatását, majd megadom ennek egy alacsony számítású komplexitású kiterjesztését a 3 dimenziós, egy ismert tengelyű érzékelő esetére is. Ez utóbbi eset sok fontos gyakorlati alkalmazásban merül fel, pl. járművek tetejére szerelt mérőeszközök (pl. automatikus targoncák), vagy irányérzékelővel felszerelt kamerák esetén (pl. okostelefon).

A dolgozatban tárgyalt elméleti eredményeket minden esetben szimulációs vizsgálatokkal és/vagy valós mérési eredményekkel támogatom.

2 Robusztus modellparaméter-becslő eljárások

Mivel műszaki rendszereink ki- és bemeneteiken keresztül kommunikálnak a külvilággal, így hagyományosan ezen rendszereket a bemeneteik és kimeneteik közötti kapcsolatok leírásával jellemezzük. A rendszeridentifikáció végső célja, hogy a vizsgált rendszerek modelljeit, illetve azok paramétereit meghatározza. A rendszeridentifikáció folyamatát a következő általános lépésekre szokás bontani (pl. [1], [2]):

a. A rendszer ki- és bemeneteinek megfigyelése:

Esetenként a rendszer gerjesztése adott (pl. a hídon áthaladó szerelvény rezgése gerjeszti a híd mechanikai szerkezetét), ekkor a gerjesztés nem tervezhető, ám mérhető és mérendő. Máskor a gerjesztés a mérést végző szakember kezében van (pl. egy hangfal átviteli karakterisztikájának meghatározásához): ilyenkor a feladat a rendszerek gerjesztéséhez megfelelő, adott környezetben és kényszerek között alkalmazható (lehetőség szerint optimális) gerjesztés kiválasztása, a gerjesztő jelek paramétereinek meghatározása, a gerjesztés előállítása és akár szükség szerint mérése is. A gerjesztőjel előállításához többféle szempontot lehetséges figyelembe venni, ezek fontosságát az adott alkalmazási környezet határozza meg. Ilyen szempontok lehetnek a szükséges mérési idő, az elérendő pontosság, vagy a befektetett energia mennyisége, de fontos figyelembe venni a gerjesztett rendszer és a mérőrendszer egyéb kényszereit is (pl. a gerjesztőjel megengedett legnagyobb amplitúdója, vagy a rendszerről rendelkezésre álló a priori ismeretek, mint pl. annak sáv szélessége). A rendszer választ mérni szükséges. A mért választ (és alkalmasint a mért gerjesztést) számos esetben előfeldolgozásnak vetjük alá, ami lehet pl. frekvenciatartományba való transzformáció, kovarianciák és zajparaméterek becslése, periodikus jelek paramétereinek becslése, stb. [1], [2].

b. A rendszer modelljének meghatározása:

Az identifikáció során alkalmazhatunk parametrikus és nem-parametrikus modelleket. Amennyiben a rendszer fizikai kialakításáról van információnk, a parametrikus modellek kompakt, lényegre törő modellezési környezetet biztosítanak. Modelljeink általában a pontossági igényeknek megfelelő egyszerűsítéseket alkalmaznak, így kezelhetőségük miatt – amennyiben lehetséges – legtöbbször a lineáris, idő-invariáns rendszerekkel való közelítést használjuk. Valós rendszerek identifikációja esetenként megköveteli bonyolultabb (nemlineáris és/vagy idővariáns) modellek alkalmazását is, ilyen rendszerek identifikációja terén az utóbbi évtizedben jelentős eredmények születtek [2], [3], [4].

Parametrikus modellek esetén az alkalmazott modellek fokszámának meghatározása kulcsfontosságú feladat: túl alacsony fokszámmal az elérhető pontosság alacsony lesz, míg túlságosan magas fokszám esetén egyrészt a modell az indokoltnál bonyolultabb (adott esetben költségesebb) lesz, másrészt az illesztés során a rendszer mellett a jelenlévő zajt is – helytelenül – a modellbe építjük [5]. A megfelelő fokszám kiválasztása a gyakorlatban szorosan összefügg a modell ellenőrzésével (lásd d. pont).

c. A modell paramétereinek meghatározása a bemeneti és kimeneti jelek alapján:

A modellillesztés során a korábban meghatározott (b. pont) rendszermodell szabad paramétereit oly módon hangoljuk, hogy az rendszermodell minél jobban illeszkedjen a megfigyelésekre (lásd a. pont). Az illesztést általában valamilyen költségfüggvény segítségével végezzük [2]. A legkevesebb előzetes információt igénylő, ezért igen gyakori költségfüggvény a legkisebb négyzetek elvén (LS – Least Squares) működik: ez a módszer csak a ki- és bemenetek megfigyelt értékeit használja fel az illesztés során. Amennyiben a zaj kovarianciamátrixa is ismert, a LS módszer súlyozott változatával optimális eredmény érhető el. Amennyiben a mérési zaj valószínűség-sűrűség függvénye ismert, a maximum-likelihood (ML) becslő alkalmazható. Amennyiben még a paraméterek a priori valószínűség-sűrűség függvénye is ismert, Bayes becslő alkalmazása is lehetséges. Az irodalomban a költségfüggvény számos egyéb megközelítése (pl. instrumentális változók alkalmazása [6], kiterjesztett LS becslő [7], közelítő ML becslő [8]) is megtalálható. A költségfüggvény az adott alkalmazási környezet, valamint a becslési cél és kötöttségek ismeretében választható ki, az illesztés során a paraméterek függvényében ennek minimumhelye kerül meghatározásra [1], [2].

d. A rendszermodell verifikálása és értékelése.

A rendszeridentifikáció eredményének minőségi kontrollja arra a kérdésre keres választ, hogy az illesztett modell vajon megfelelően írja-e le a rendszer működését. Gyakorlati esetekben a modellezés közelítő volta elkerülhetetlenül maradó hibát eredményez, melynek oka lehet mérési zaj, a rendszer nem modellezett dinamikája vagy nemlinearitása, stb. A verifikálás során arra a kérdésre keresünk választ, hogy az alkalmazás szempontjából a kapott modell kielégítő pontosságú-e. Mivel a költségfüggvény értéke önmagában nem ad erre a kérdésre választ, így egyéb vizsgálatok (tipikusan korrelációs analízis [5]) elvégzése szükséges. Számos alkalmazásban a lehető legalacsonyabb fokú modellt keresünk, amelynek pontossága adott célra még kielégítő: ekkor az alacsony fokszám és pontosság közötti kompromisszumot keressük. Amennyiben a modell a felhasználói igényeket nem elégíti ki, a validáció eredménye alapján a modell struktúráján (pl. fokszám, lineáris/nem-lineáris struktúra) változtatva (b. pont) az illesztést (c. pont) iteratív módon addig folytatjuk, amíg kielégítő eredményt nem kapunk. A validáció során hagyományosan használt módszerek eredményeinek értelmezéséhez számottevő szakismeretre, illetve gyakorlatra van szükség, ezért ezen módszerek elsősorban a rendszeridentifikáció területén járatos szakemberek számára ajánlottak, a módszerek alkalmazása laikus felhasználóknak nehézkes lehet.

A dolgozat a rendszeridentifikáció széles problématerének több komponensét érinti: A 2.1 fejezet foglalkozik a gerjesztőjel tervezés ritkán érintett tulajdonságával, a jel nem szakszerű felhasználással szembeni robusztusságával, kifejezetten multiszinuszos gerjesztőjelek esetén. Itt bemutatom a hagyományos multiszinuszos tervező eljárások potenciális gyengeségeit, elemzem a nem megfelelő felhasználásból eredő hiba mértékét, valamint módszert javaslok robusztus tulajdonságú gerjesztőjelek tervezésére. A 2.2 fejezet eredményei a mért jelek előfeldolgozásához kapcsolódnak: periodikus jelek spektrumának hatékony számítási eljárására adok javaslatot egy rekurzív, rezonátoros megfigyelő-alapú eljárás keretében, mely mind a memóriafelhasználás, mind a számítási igény tekintetében nagyságrendekkel kedvezőbb a hagyományos módszerekénél, így a hagyományos módszerekkel már nem kezelhető *túl nagy* méretű valós feladatokat is kezelni képes. A javasolt módszer további előnyös tulajdonsága, hogy a hagyományos módszerekkel nem kezelhető *túl rövid* rekordok esetén is elfogadható minőségű variancia-becslőt szolgáltat. A 2.3 fejezetben pedig egy átfogó automatikus modellszelekciós eljárást javaslok (közel) lineáris idő-invariáns rendszerek identifikációjához, amely egy iteratív keretben magában foglalja a modell fokszámának kiválasztását, a modell illesztését és validációját oly módon, hogy ahhoz minimális felhasználói beavatkozás és szakértelem szükségeltetik, ezért az eljárást nem szakértő felhasználók is robusztus módon alkalmazhatják.

2.1 Eljárás robusztus szélessávú multiszinuszos gerjesztőjelek tervezésére

Rendszeridentifikációs eljárások során a gerjesztés esetenként adott, a legtöbb esetben azonban tervezhető és mesterségesen előállítható. A gyakorlatban gerjesztőjelként leggyakrabban impulzus- vagy ugrásjelet, véletlen zajt, pszeudo-véletlen bináris szekvenciákat, periodikus chirp jelet és multiszinuszos gerjesztéseket alkalmaznak [9], [10], [11]. Mivel rendszeridentifikációs eljárásokban a determinisztikus gerjesztőjelek általában kedvezőbb tulajdonságokkal rendelkeznek, mint a véletlen, zaj-jellegű gerjesztések [12], így a determinisztikus gerjesztések felhasználása igen széleskörű, melyet hatékony algoritmusok és felhasználásra kész eszközök, eszközkészletek támogatnak [13], [14], [15].

Az alkalmasan megválasztott periodikus gerjesztőjelek előnye, hogy a szivárgás jelensége nem lép fel (így lehetővé válik a frekvenciaválasz függvény pontos mérése); a kívánt gerjesztési sáv pontosan beállítható (különösen a multiszinuszos gerjesztés esetén); valamint alacsony csúcstényező biztosítható, így a mérés során jó jel-zaj viszony érhető el [12]. Multiszinuszos gerjesztőjelek felhasználása rendszeridentifikáció céljára igen gyakori, az irodalomban ezek tervezésére számos jól bevált módszer található, pl. [12], [16], [17], [18] [19], [20], [21]. Ezen jelek tervezése során a jelek teljesítményét a vizsgált frekvenciatartományra tipikusan egyenletesen szokás elosztani, szabad paraméter azonban a komponensek fázisa. A fázisok segítségével a gerjesztőjelek egy másodlagos, ámde a gyakorlatban igen fontos tulajdonsága, a csúcstényező minimalizálható. Erre a célra akár a Schroeder multiszinuszos jelet [22], vagy ennek tovább optimalizált változatait használják (pl. [12], [17], [18]). Sajnos ezen gerjesztőjelek nemkívánatos tulajdonsága, hogy nem szakszerű felhasználás esetén egyes frekvenciatartományok a vártnál lényegesen kisebb teljesítménnyel gerjesztődhetnek (a vizsgálatok szerint a vesztség akár 30db is lehet). Ilyen szakszerűtlen felhasználás igen gyakori, például a jó szándékú felhasználó a tervezett gerjesztőjelet két részre osztja azonosítás és verifikáció céljára, vagy akár a hosszú mérési folyamatot félbeszakítja, így az eredetileg teljes periódusú gerjesztőjelből tört periódus keletkezhet. A csonkolás hatása chirp jel esetén intuitíven könnyen belátható, azonban a legtöbb felhasználót váratlanul éri, hogy ugyanazon jelenség tapasztalható Schroeder multiszinuszos esetén is. Míg a chirp jel esetén a csonkolás hatása nem kompenzálható, azonban multiszinuszos jelekre a következőkben olyan tervezési eljárást javaslok, amely robusztus a csonkolással szemben [S2].

A 2.1.1. fejezetben a formális problémafelvetés és a probléma illusztrálása következik. A 2.1.2. fejezetben jellemzem és elemzem a gerjesztőjel teljesítmény-csökkenésének statisztikai tulajdonságait, bizonyítom, hogy a multiszinuszos gerjesztés robusztus a csonkolással szemben. Ugyanitt bemutatom, hogy a robusztussági tulajdonságokon a csúcstényező optimalizálása nem változtat. Az elméleti eredmények alapján a 2.1.3. fejezetben bemutatom a javasolt tervezési módszert, majd annak tulajdonságait a 2.1.4 fejezetben kísérleti eredményekkel illusztrálom.

2.1.1 A csontolt gerjesztőjel hatása a teljesítményspektrumra

A periodikus gerjesztőjelek fontos tervezési szempontja, hogy lehetőleg csak azon frekvenciatartományokat gerjesszék, amelyek a vizsgálat szempontjából érdekesek és csak elhanyagolható mértékben tartalmazzanak energiát ezen tartományokon kívül. A periodikus gerjesztések nagy előnye, hogy a fenti követelmény könnyen megvalósítható, ami a lehető legalacsonyabb szinten tartja a gerjesztés energiáját és segít a nemlineáris hatások csökkentésében is.

Gyakran alkalmazott gerjesztőjel a lineárisan változó frekvenciájú szinuszos jel (*chirp* jel), mely a gerjesztendő tartományon időben egyenletesen végigsöpörve egymás után gerjeszti a kívánt frekvenciákat:

$$x(t) = 2A \sin\left(\left(\frac{\pi(f_{\max} - f_{\min})}{T}t + 2\pi f_{\min}\right)t\right) \quad (2.1)$$

ahol f_{\min} és f_{\max} a gerjesztendő tartomány alsó és felső határfrekvenciája, T pedig a gerjesztés periódusideje.

A gerjesztőjelek másik gyakran használt csoportját a multiszinuszos jelek alkotják, amelyek – általában állandó amplitúdójú és egyenletesen elosztott – harmonikus komponenseket tartalmaznak a gerjesztendő frekvenciasávban, időben párhuzamosan gerjesztve az egész tartományt:

$$x(t) = \sum_{k=1}^N A_k \cos(2\pi f_k t + \phi_k), \quad (2.2)$$

ahol A_k , f_k és ϕ_k rendre az egyes komponensek amplitúdóját, frekvenciáját és fázisát, N pedig a komponensek számát jelöli. A frekvenciakomponensek egy f_0 alapharmonikus felharmonikusai:

$$f_k = l_k f_0, \quad (2.3)$$

ahol l_k olyan egész szám, hogy a $f_{\min} \leq f_k \leq f_{\max}$ feltétel teljesüljön. Az egyes komponensek fázisát úgy szokás beállítani, hogy a csúcstényező minél alacsonyabb legyen. A Cf csúcstényező a jel csúcserőértékének és effektív értékének hányadosaként számítható:

$$Cf(x(t)) = \frac{\max(|x(t)|)}{\sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T x^2(t) dt}}, \quad (2.4)$$

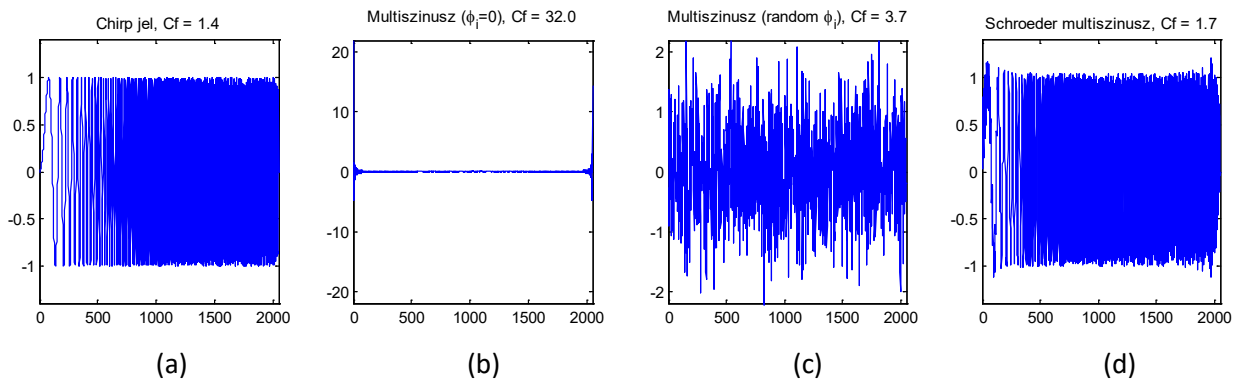
Az alkalmazások széles körében a csúcstényező alacsony értékét a Schroeder-multiszinusz alkalmazásával szokás biztosítani, ahol a fázisok a következőképpen állítandók be [22]:

$$\phi_k = -\frac{k(k-1)}{N} \pi. \quad (2.5)$$

(Megjegyzés: a fenti módon definiált Schroeder-multiszinuszt esetenként szokás még további optimalizálásnak alávetni, amely során a Schroeder-multiszinuszt kiindulásként alkalmazva a

csúcstényező tovább csökkenthető, pl. [17], [18], ezt a lehetőséggel a 2.1.4. fejezetben mutatom be.)

Néhány gerjesztőjel illusztrációja a 2.1 ábrán látható. A jobb összehasonlíthatóság kedvéért az ábrán látható valamennyi jel azonos energiátartalmú. A 2.1 (a) ábra a chirp jelet mutatja, láthatóan alacsony csúcstényezővel. A 2.1 (b) ábra egy rosszul beállított multiszinuszt mutat ($\phi_k = 0, \forall k$), melynek igen magas a csúcstényezője. A 2.1 (c) ábrán egy véletlen fázisú multiszinusz látható, ahol ϕ_k egyenletes eloszlású a $[-\pi, \pi)$ intervallumon, közepesen magas csúcstényezőt eredményezve. Végül a 2.1 (d) ábrán az alacsony csúcstényezőjű Schroeder multiszinusz látható.

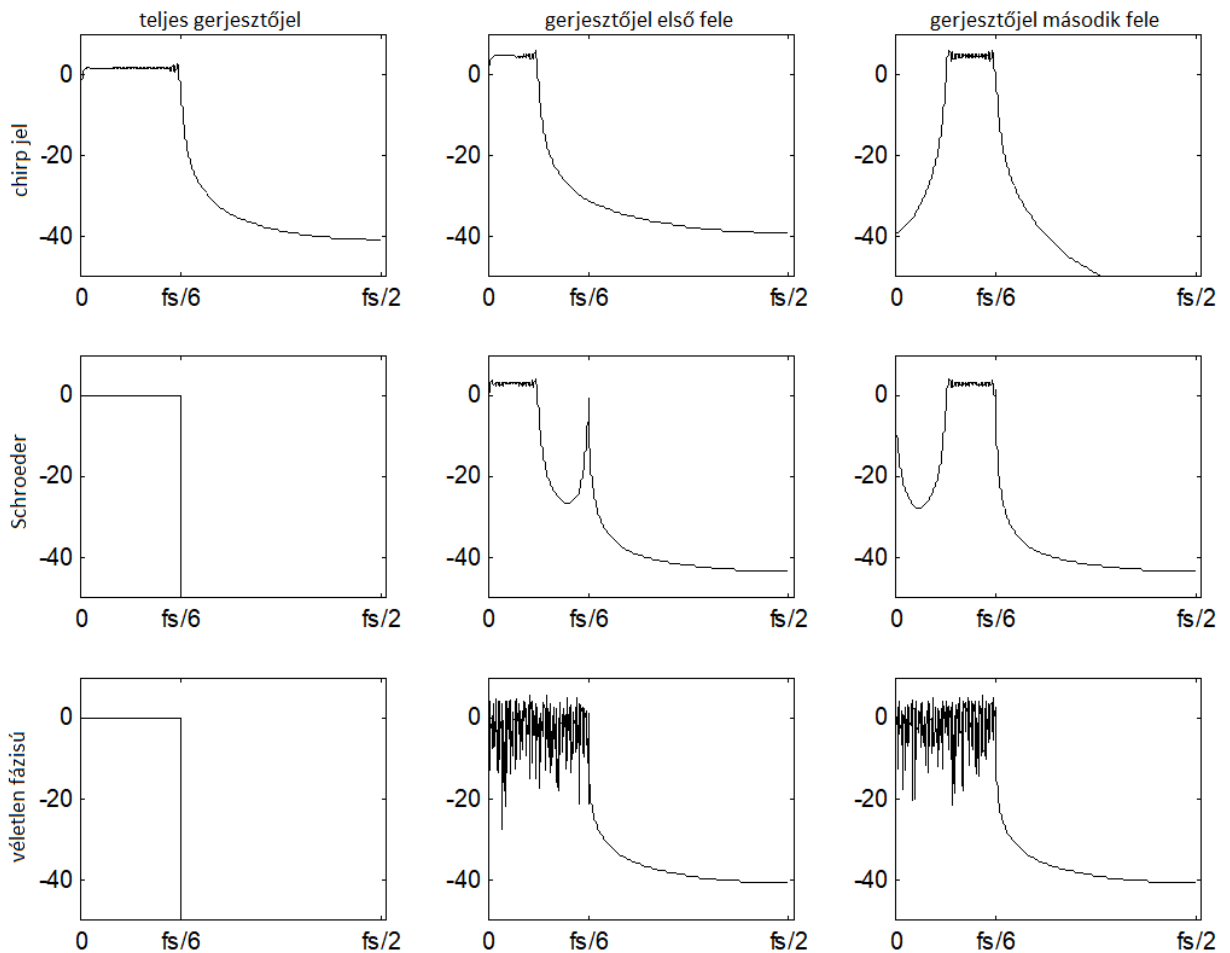


2.1. ábra: Gerjesztőjelek: (a) chirp, (b) multiszinusz állandó fázissal, (c) multiszinusz véletlen fázissal, (d) Schroeder multiszinusz

A megfelelő gerjesztés biztosítása azon frekvenciákon – vagy közelükben –, ahol a rendszert mérni és modellezni szeretnénk, kulcsfontosságú. Amennyiben egyes frekvenciatartományok gerjesztése nem elégséges, úgy ezen tartományok modellezéséhez kevés információ áll rendelkezésre és az identifikációs eljárás eredménye ezen tartományokban pontatlan lesz. A 2.2 ábra illusztrálja, hogy megfelelően megtervezett, de rosszul alkalmazott gerjesztőjelek esetén is felléphet a rosszul gerjesztett tartományok esete. Az ábra gyakran alkalmazott gerjesztőjeleket tartalmaz: az első sorban a chirp, a másodikban a Schroeder multiszinusz, a harmadikban pedig egy véletlen fázisú multiszinusz teljesítmény-spektrumai láthatók Diszkrét Fourier Transzformáció (DFT) segítségével számítva, az identifikációs gyakorlatban megszokott négyzög-ablak felhasználásával. A tervek szerint mindhárom jel a $(0, f_s/6)$ intervallumon szolgáltat gerjesztést, ahol f_s a mintavételi frekvencia. Az első oszlopban a helyesen megtervezett jeleket teljes egészében felhasználtuk a gerjesztéshez, ekkor a várt eredményt kapjuk. A második és harmadik oszlopban azon esetek láthatók, amikor a gerjesztőjel első, illetve második felét használjuk csak fel. Az ábra tanúsága szerint mind a chirp jel, mind a Schroeder multiszinusz az elvárttól nagymértékben eltérő eredményt szolgáltat csonkolás esetén: a kívánt gerjesztendő tartomány jelentős része nem megfelelően gerjesztetté vált, a gerjesztés akár 30-40dB-el is az elvárt szint alatt marad. A véletlenfázisú esetben viszont nincsenek nagy gerjesztetlen tartományok.

A csonkolásos felhasználás félbevágásos esete tipikus, amikor a felhasználó – naiv módon – a gerjesztőjel egy részét az identifikáció során használja fel, míg a második részt a validációnál

alkalmazza. Az egyszerű csonkolás (amikor a gerjesztés első felét használjuk fel) tipikus esete a túl hosszú mérési folyamat idő előtti megszakítása. Az ilyen típusú hibák gyakoriak, hiszen a felhasználók többsége nem rendelkezik mélyreható jelfeldolgozási ismeretekkel. Mivel a felhasználók köre széles, ez nem is elvárható, helyette inkább a gerjesztőjel robusztusságát kell biztosítani az ilyen típusú felhasználás esetén is. A következő fejezetben bebizonyítom, hogy a véletlen fázisú multiszinusz robusztus a csonkolásos felhasználással szemben.



2.2. ábra: Helyesen és helytelenül alkalmazott gerjesztőjelek. Első oszlop: megfelelően alkalmazott jelek teljesítmény-spektrumai. Második és harmadik oszlop: csonkolt (félbe vágott) gerjesztőjelek teljesítmény-spektrumai. Első sor: chirp jel, második sor: Schroeder multiszinusz, harmadik sor: véletlen fázisú multiszinusz. A teljesítmény-spektrumok dB skálán láthatók.

2.1.2 A teljesítmény-csökkenés statisztikai tulajdonságai

Ebben a fejezetben a csonkolás hatását vizsgálom a gerjesztőjel teljesítmény-spektrumára. Ahogy a 2.1.1. fejezetben közölt példában (2.2. ábra) láttuk, egyes gerjesztőjelek hajlamosak a csonkolás hatására nagyméretű régiókat rosszul gerjeszteni. Először ezen teljesítménycsökkenés számszerűsítésére adok mértéket, majd ennek segítségével elemzem a véletlen fázisú multiszinusz viselkedését.

Identifikációs eljárások során kritikus, hogy a vizsgált frekvenciatartományban a rendszer megfelelően gerjesztett legyen, különben a rendszerről szerzett információ hiányos volta miatt az eredmény alacsony pontosságú lehet. Amennyiben tetszőleges rendszert szeretnénk identifikálni, természetesen a vizsgált frekvenciatartomány valamennyi pontját megfelelően kellene gerjeszteni. Valós rendszerek esetén azonban, ahol az átviteli függvény „nem túl gyorsan” változik, általában nem okoz végzetes hibát, ha egyes frekvenciák rosszul gerjesztettek, amennyiben a szomszédos frekvenciákon elegendő energiájú a gerjesztés: a jól gerjesztett frekvenciákon szerzett ismeret általában elegendő ahhoz, hogy ennek környezetében is megfelelően leírja a rendszer működését. Ennek megfelelően gyakorlati esetekben elegendő, ha *alsávonként* megfelelő a gerjesztésnek az alsávban mért *teljes energiája*. A 2.2 egyenlet szerinti multiszinuszos gerjesztések esetén az alsávokban több gerjesztő frekvenciavonal is található, melyek együttes energiájának kell megfelelőnek lenni. A gyakorlatban az alsáv mérete függ az identifikálandó rendszertől, de általában a gerjesztendő tartományt elegendő nem túl sok (pl. 10-20) alsávra osztani, így egy alsávban több tíz, esetleg több száz frekvenciavonal is található.

A fentiek szerint tehát definiálható az alsávonkénti gerjesztési teljesítmény az alábbiak szerint:

$$P_j = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K |A_{i,j}|^2, \quad (2.6)$$

ahol $A_{i,j}$ a j -edik alsáv i -edik spektrumvonala, K pedig az alsávban elhelyezkedő spektrumvonalak száma. A spektrum teljesítménycsökkenését számszerűsítő mennyiség az S *legkisebb átlagos alsávi gerjesztő teljesítmény*, melyet a következőképpen definiálhatunk:

$$S = \min_j (P_j), \quad j = 1 \dots N_s \quad (2.7)$$

ahol N_s az alsávok száma.

Amennyiben a (2.7)-ben definiált S mennyiség elegendően nagy marad akkor is, ha a gerjesztőjelnek csak egy részét használjuk fel, akkor a gerjesztőjel robusztusnak tekinthető a csonkolásos felhasználással szemben.

Az S statisztikai vizsgálatához tekintsük a következő általános gerjesztőjel modellt:

- A gerjesztőjel teljes periódusának hossza legyen N ;
- A gerjesztőjel legyen a (2.2) szerinti alakban adott, ahol a gerjesztett frekvenciák legyenek $f_k = \frac{f_s}{N}k$, minden olyan k értékre, amelyre $f_{min} \leq f_k \leq f_{max} < f_s$, ahol f_s a mintavételi frekvencia;
- A gerjesztőjel spektruma legyen állandó a gerjesztendő $[f_{min}, f_{max}]$ intervallumban: $A_k = A, \forall k$;
- A szinuszos komponensek ϕ_k fázisa legyen véletlen egyenletes eloszlású a $[-\pi, \pi)$ intervallumon.

Amennyiben a fenti jel teljesítményspektrumát N -pontos DFT segítségével számítjuk, akkor spektrumvonalak abszolút négyzete a gerjesztett $[f_{min}, f_{max}]$ intervallumban állandó és $|A_{i,j}|^2 = A^2$, valamint minden, a gerjesztett intervallumon kívüli spektrumvonal azonosan nulla lesz (ez jól megfigyelhető pl. a 2.2. ábra bal alsó spektrumán). Amennyiben a gerjesztőjelet csonkoljuk $M < N$ hosszúságúra, a csonkolt jel M -pontos DFT-jének abszolút négyzete véletlenszerű, A^2 várható értékű lesz a gerjesztett tartományban (ezt pl. a 2.2 ábra jobb alsó spektruma szemlélteti). Tehát az M -pontos DFT valós és képzetes értékei független, normális eloszlással modellezhetők a gerjesztett tartományban:

$$\begin{aligned} \operatorname{Re} A_{i,j} &\sim N\left(0, A^2/2\right) \\ \operatorname{Im} A_{i,j} &\sim N\left(0, A^2/2\right) \end{aligned} \quad (2.8)$$

A (2.6) és (2.8) kifejezések alapján tehát P_j a gerjesztési tartományban $2K$ darab, normális eloszlású valószínűségi változó négyzetének összege, így P_j egy khi-négyzet eloszlású valószínűségi változóval modellezhető. Jelölje $F_f(x)$ egy f szabadsági fokú khi-négyzet eloszlású x valószínűségi változó eloszlásfüggvényét, ekkor P_j eloszlásfüggvénye a következő:

$$P(P_j < x) = F_{2K}\left(\frac{2Kx}{A^2}\right) \quad (2.9)$$

ahol K az alsávban lévő gerjesztett frekvenciavonalak száma. Mivel a gerjesztőjel diszkrét Fourier transzformáltja a gerjesztett tartományban N_s alsávból áll, melyek mindegyike K spektrumvonalat tartalmaz, a (2.7) szerinti S , mint valószínűségi változó eloszlásfüggvénye a következőképpen írható le a rendezett statisztikák elmélete alapján [23]:

$$P(S < x) = 1 - \left(1 - F_{2K}\left(\frac{2Kx}{A^2}\right)\right)^{N_s} \quad (2.10)$$

A (2.10) szerinti eloszlásfüggvény – eltekintve az A^2 normalizáló tényezőtől – az alsávok N_s számától és az alsávokban lévő gerjesztett spektrumvonalak K számától függ. Ennek megfelelően a 2.1 táblázat tartalmazza különböző N_s és K értékekre a teljesítménycsökkenés legvalószínűbb értékeit, valamint a maximális teljesítménycsökkenés 99%-os konfidenciaszinttel számított értékeit.

A 2.1 táblázat adataiból jól látszik, hogy állandó számú alsáv (konstans N_s) esetén a teljesítménycsökkenés az alsávban található spektrumvonalak számának (K) csökkenésével növekszik. Állandó K esetén a teljesítménycsökkenés N_s növekedtével együtt nő. Az intuitív várakozásoknak megfelelően, amennyiben a gerjesztett vonalak száma állandó (vagyis $N_s K$ konstans), a teljesítménycsökkenés az alsávok számának növelésével együtt növekszik.

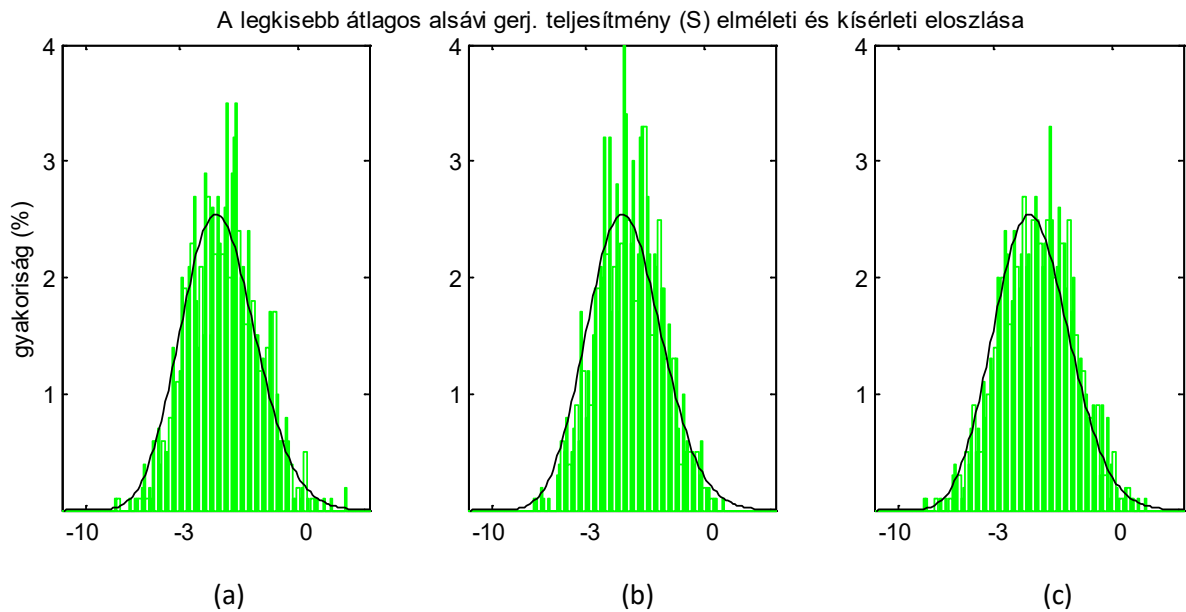
		K			
		10	30	100	300
N_s	5	1.9 / 4.9	1.0 / 2.6	0.5 / 1.4	0.3 / 0.8
	10	2.5 / 5.3	1.3 / 2.8	0.7 / 1.5	0.4 / 0.9
	20	3.0 / 5.7	1.6 / 3.0	0.8 / 1.6	0.5 / 0.9
	30	3.3 / 6.0	1.7 / 3.1	0.9 / 1.6	0.5 / 0.9
	40	3.5 / 6.1	1.8 / 3.2	1.0 / 1.7	0.6 / 1.0

2.1. táblázat: A gerjesztési teljesítménycsökkenés legvalószínűbb értéke/a teljesítménycsökkenés maximális értéke 99%-os konfidenciaszinttel különböző N_s és K értékekre. A teljesítménycsökkenés értékei dB skálán adottak.

Gyakorlati esetekben tehát, amikor az alsávok száma nem túl nagy (max. néhányszor tíz) és minden alsávban található számottevő számú (legalább néhányszor tíz) gerjesztett frekvenciavonal, a csonkolt gerjesztés várható teljesítménycsökkenése bármely alsávban 1-3dB körül mozog, ami lényegesen alacsonyabb érték, mint a Schroeder multiszinusz vagy a chirp jel esetén tapasztalt, akár 30-40dB körüli értékek (lásd a 2.2. ábrát).

Az elméleti eredmények alátámasztására kísérleti eszközökkel történt: 1000 darab azonos teljesítményspektrumú, véletlen fázisú multiszinuszt generáltam, melyek gerjesztett tartománya a 2.2. ábrának megfelelő volt. A tervezett jel teljes periódusának pontszáma $N = 2014$ volt, amit a kísérletek során a DFT számítása során $M = 512$ értékre csonkoltam. A kísérletben $N_s = 5$ alsávot, mindegyikben $K = 10$ egymást követő gerjesztett vonalat vizsgáltam. Az S legkisebb átlagos alsávi gerjesztő teljesítményt valamennyi csonkolt gerjesztőjelre a (2.6)-(2.7) összefüggések szerint számítottam. Az kísérletek eredményeinek eloszlása a 2.3.(a) ábrán látható oszlopdiagram formájában. Ugyanezen ábra folytonos vonallal mutatja a (2.10) szerint számított (a kísérletek számával skálázott) elméleti eredményt is. Az ábra tanúsága szerint az elméleti eredmények jól illeszkednek a kísérleti eredményekre.

A kísérlet további szakaszában valamennyi (1000 db) véletlenfázisú gerjesztőjelet két klasszikus csúcstényező-optimalizáló algoritmussal ([17] és [18]) tovább alakítottam. Az optimalizált gerjesztőjelekre az előzők szerint számított S legkisebb átlagos alsávi gerjesztő teljesítmények eloszlásai a 2.3.(b) és 2.3.(c) ábrákon láthatók. Az ábrák alátámasztják azt a hipotézist, hogy az optimalizáló algoritmusok megőrzik a fázis-komponensek véletlenszerű viselkedését, így az elméleti eredmények az optimalizált jelekre is alkalmazhatók. Ezen eredmények alapján a következő fejezetben javaslatot adok robusztus multiszinuszos gerjesztőjelek tervezésére.



2.3. ábra: A legkisebb átlagos alsávi gerjesztő teljesítmény (S) elméleti (folytonos vonal) és kísérleti (oszlopdiagram) eloszlása véletlenfázisú multiszinuszos gerjesztőjel esetén, csonkolás után ($N_s = 5$, $K = 10$, 1000 kísérlet). (a) csúcstényező optimalizálása nélkül, (b) csúcstényező optimalizálása [17] algoritmussal, (c) csúcstényező optimalizálása [18] algoritmussal.

2.1.3 Robusztus multiszinuszos gerjesztőjelek tervezése

Amennyiben a gerjesztőjelek felhasználása során előfordulhat csonkolás alkalmazása, a gerjesztőjel-tervező algoritmusnak ezen hatás elleni robusztus eredményt kell adnia. A széles körben használt Schroeder multiszinusz – amely népszerűségét annak köszönheti, hogy egyszerű módon előállítható és további optimalizálás nélkül is megfelelően alacsony csúcstényezőt biztosít – a robusztusság szempontjából az egyik legrosszabb választás, ahogy azt a 2.1.1 fejezetbeli példák illusztrálták. A Schroeder multiszinusz ezen kedvezőtlen tulajdonságát a kísérletek szerint akkor is megőrzi, ha azt további optimalizálásnak vetjük alá (pl. [17] vagy [18] algoritmusokkal).

A javasolt módszer tehát véletlen fázisú multiszinuszból indul ki, melyet valamilyen csúcstényezőt optimalizáló eljárásnak vetünk alá. Az tesztek során két optimalizáló algoritmust alkalmaztam: az idő és frekvenciatartományt változtató [17] és a jel amplitúdójának iteratív csonkolását alkalmazó [18] módszereket. A 2.1.2 fejezetben bemutatott tesztek tanúsága szerint (lásd 2.3 ábrát) mindkét módszer megőrzi a véletlen fázisú multiszinuszos jelek kedvező, elméletileg alátámasztott robusztussági tulajdonságait, ezért alkalmazásuk lehetséges robusztus gerjesztőjelek tervezése során.

2.1.4 Kísérleti eredmények

A 2.2. táblázat különféle tervezési módszerek által szolgáltatott multiszinuszos jelek csúcstényezőit hasonlítja össze. A kísérlet során a Schroeder multiszinuszt és véletlen fázisú multiszinuszos jeleket, valamint a [17] és [18] optimalizáló algoritmusok kimenetét hasonlítottam össze, amikor is az algoritmusok bemenete a Schroeder multiszinuszt és véletlen fázisú multiszinuszos jelek voltak. A kísérletek során a véletlen fázisú jelekből 1000 reprezentációt állítottam elő, majd megmértem a csúcstényező legkisebb, a legnagyobb, és az átlagos értékét, ahogy a 2.2. táblázatban látható. A kísérletek tanúsága szerint a javasolt módszerrel előállított jelek a csúcstényező szempontjából is kiválóak: a [18] algoritmus alkalmazásával a Schroeder multiszinusznál, vagy annak optimalizált változatánál minden tekintetben jobb paraméterekkel rendelkező gerjesztőjelet lehet előállítani. A [17] algoritmus eredménye hasonló csúcstényezőt ad, mint a Schroeder multiszinuszt, de ez a jel természetesen robusztus a csonkolásos felhasználással szemben.

Tervezési módszer	Csúcstényező
Schroeder multiszinuszt	1.66
Schroeder multiszinuszt a [17] algoritmussal optimalizálva	1.49
Schroeder multiszinuszt a [18] algoritmussal optimalizálva	1.42
Véletlen fázisú multiszinuszt	3.0 ... 3.5 ... 4.8
Véletlen fázisú multiszinuszt a [17] algoritmussal optimalizálva	1.53 ... 1.63 ... 1.76
Véletlen fázisú multiszinuszt a [18] algoritmussal optimalizálva	1.37 ... 1.39 ... 1.41

2.2. táblázat: Különféle tervezési módszerek által szolgáltatott multiszinuszos gerjesztőjelek csúcstényezői

A javasolt módszer hátrányos tulajdonsága az egyszerűen származtatható Schroeder multiszinusszal szemben, hogy az optimalizálási lépés jelentős számítási kapacitást igényel. Az algoritmusok számításigénye leginkább a gerjesztett frekvenciavonalak számától függ, ahogy azt a 2.3. táblázat mutatja. A tipikus beállítások melletti futásidőket a [17] és [18] algoritmusokra Matlab környezetben, Pentium processzoros számítógépen mérve tartalmazza a táblázat, ahol a gerjesztett frekvenciák száma 10 és 10000 között változik.

Gerjesztett frekvenciavonalak száma	Futásidő	
	[17] algoritmus	[18] algoritmus
10	3 sec	2 sec
30	4 sec	3 sec
100	9 sec	4 sec
300	45 sec	30 sec
1000	2 min	50 min
3000	10 min	-
10000	60 min	-

2.3. táblázat: Csúcstényező-minimalizáló algoritmusok tipikus futásidőjele különböző típusú gerjesztőjelek esetén

A 2.2 és 2.3 táblázatok tanúsága szerint a véletlen fázisú multiszinuszról optimalizált gerjesztőjelek közül a [18] algoritmussal készítették alacsonyabb csúcstényezőjűek és a tervezés is némileg gyorsabb ezzel a módszerrel, de csak alacsonyabb számú gerjesztett vonal esetén. A 2.3. táblázat szerint igen magas számú gerjesztett vonal esetén csak a [17] algoritmus alkalmazható.

Megjegyzés: a 2.3. táblázatban közölt értékek az optimalizáló algoritmusok olyan tipikus beállításai mellett készültek, amelyek magas iterációs szám engedélyezésével igen alacsony csúcstényezőt tudnak biztosítani. Amennyiben az iterációk számát ötödére csökkentjük, a csúcstényezők a 2.3. táblázatban közöltekhez képest mintegy 5-10%-os romlást mutatnak.

2.1.5 Összefoglalás

Az identifikációs folyamatokban használt gerjesztőjelek ritkán vizsgált tulajdonsága a nem szakszerű felhasználás elleni robusztusság. A gyakorlatlan felhasználók által elkövetett csonkolás-jellegű felhasználások során a népszerű chirp jelek vagy Schroeder multiszinuszos jelek nagyon rosszul viselkednek: egyes gerjesztendő frekvenciasávokban a gerjesztő teljesítmény számottevően az elvárások alatt maradhat (a kísérleti példákban 30-40dB csökkenés figyelhető meg). A 2.1. fejezetben statisztikai alapú becslőt adtam a véletlen fázisú gerjesztőjel csonkolásából eredő veszteség számszerűsítésére. Megmutattam, hogy a csonkolásból adódó veszteség a véletlen fázisú multiszinuszos gerjesztőjelek felhasználása esetén alacsony (tipikus paraméterek esetén mindössze 1-3 dB). Megmutattam, hogy az irodalomban ismert és széles körben használt csúcstényező-optimalizáló algoritmusok nem befolyásolják lényegesen az inicializáló jel fázisának statisztikai tulajdonságait, így a következő tervező algoritmust javasoltam robusztus multiszinuszos gerjesztőjelek tervezésére: a tervezés véletlen fázisú multiszinuszos gerjesztőjelből indul (ellentétben az irodalomban gyakorta javasolt Schroeder multiszinusszal), majd erre a jelre alkalmazunk csúcstényező minimalizálást. A tesztek tanúsága szerint a tervezett jelek csúcstényezője hasonló, illetve esetenként jobb, mint a hagyományos tervező módszerek által szolgáltatott jeleké, míg a csonkolásból eredő potenciális veszteség lényegesen alacsonyabb. A javasolt algoritmus konvergenciatulajdonságait két általánosan használt csúcstényező-optimalizáló algoritmus esetén is megvizsgáltam: a módszer még igen magas számú frekvenciakomponens tartalmazó gerjesztőjel esetén is elfogadható sebességgel konvergál (pl. 1000 frekvenciakomponens esetén a futási idő kb. 2 perc).

Kapcsolódó saját publikációk: [S1], [S2].

2.2 Hatékony számítási eljárás periodikus jelek spektrumának meghatározásához

Periodikus jelek harmonikus tartalmának becslése általános identifikációs probléma, melynek megoldása számos tipikus esetre jól ismert. Amennyiben a jel frekvenciája ismert és a mérési rekord egész számú periódust tartalmaz, a probléma a DFT, vagy annak gyors megvalósítása, az FFT segítségével egyszerűen megoldható. Amennyiben a jelgenerátor és a mintavételező egység nem szinkronizáltak, akkor egy lineáris legkisebb négyzetek probléma (LS probléma) megoldása szükséges az ismeretlen amplitúdók meghatározása céljából. A legáltalánosabb probléma esetében a jel frekvenciája sem ismert, ekkor egy nemlineáris LS probléma megoldása szükséges.

Megjegyzés: A probléma egy speciális esete, amikor egyetlen szinuszos jel tulajdonságainak mérése szükséges, 3-paraméteres (amplitúdó, fázis és DC-komponens), illetve 4-paraméteres (amplitúdó, fázis, DC-komponens és frekvencia) szinuszillesztés néven ismert a szakirodalomban [24][25].

Az általános nemlineáris LS (NLS) probléma az irodalomban ismert eszközökkel jól megoldható, amennyiben az adatsor mérete és a frekvenciavonalak száma nem túl nagy (a gyakorlatban ez néhány ezer pontos rekordokat és néhány száz spektrumvonalat jelent) [26]. A NLS probléma megoldása a korábban ismert módszerekkel $O(NM^2)$ számítási műveletet és $O(NM)$ méretű tároló kapacitást igényel, ahol N a rekord hossz és M a becsült spektrumvonalak száma. Nagyméretű feladatok esetén ezen megoldók hagyományos számítógépeken nem alkalmazhatók az algoritmus lassúsága és extrém memóriáigénye miatt. A következőkben egy modell-alapú megoldást javaslok, amely rezonátor-alapú szűrőbankot használ, a számítási igényt lényegesen csökkentve: a javasolt megoldás mindössze $O(NM)$ számítási műveletet és $O(N)$ méretű tárolókapacitást igényel [S3], [S4].

A 2.2.1. fejezetben áttekintem a NLS probléma hagyományos iteratív megoldását. A 2.2.2. fejezetben bemutatom a javasolt megfigyelő-alapú iteratív megoldást, a 2.2.3. fejezetben pedig az új megoldás szimulációs eredményeken alapuló teljesítményanalízise következik.

2.2.1 A nemlineáris LS probléma iteratív megoldása

Periodikus jelek paraméterbecslésének általános feladatát a (2.11) egyenlet írja le:

$$\hat{s}(k) = \sum_{n=-M}^M A_n e^{jkn\omega_0}, \quad (A_m = A_{-m}^*, \quad k = 0, 1, \dots, N-1), \quad (2.11)$$

ahol $\hat{s}(k)$ jelöli az $s(k)$ diszkrét periodikus jel becslőjét a k időpillanatban, ω_0 a jel körfrekvenciája, A_m pedig az m -edik harmonikus komplex amplitúdója. A becslési folyamat során meghatározandó az alapharmonikus ω_0 körfrekvenciája és a harmonikusok A_m amplitúdói. A becslés a legkisebb négyzetek értelemben a következő hibafüggvény minimalizálásával végezhető el:

$$E^2 = \sum_{k=0}^{N-1} e(k)^2 = \sum_{k=0}^{N-1} (s(k) - \hat{s}(k))^2 \quad (2.12)$$

A NLS probléma megoldására [26] javasolt iteratív megoldást, mely két fő lépésben történik:

1. lépés: lineáris LS feladat megoldása fix (ismert) frekvencia-becslővel;
2. lépés: új frekvenciabecslő előállítása;

Az 1. és 2. lépések ismétlése, amíg a hibacsökkenés mértéke elhanyagolhatóvá válik.

A [26] megoldás a hatékonyság és numerikus stabilitás érdekében az 1. lépést a 2. lépésbe építi oly módon, hogy az LS megoldás explicit kiszámítása nem szükséges. Az algoritmus a $\delta E^2 / \delta \omega_0$ gradiensek felhasználásával Gauss-Newton eljárással keresi meg a legkisebb hibához tartozó ω_0 becslőt. Mivel a Gauss-Newton algoritmus sajátosságai miatt a lokális minimumokkal rendelkező hibafelületen a globális minimum megtalálása általánosan nem garantálható, így a módszer működéséhez jó kezdeti frekvenciabecslőre van szükség (a hibafelületre illusztratív példa a 2.2.3. fejezetben található).

A fentebb ismertetett módszer mátrix alapú, numerikusan stabil implementációja $O(NM^2)$ számítási műveletet és $O(NM)$ méretű tároló kapacitást igényel.

Mért periodikus jelek parametrikus becslése gyakorta előfeldolgozási lépésül szolgál rendszerekről parametrikus modellt építő identifikációs eljárásoknál. Ezen rendszeridentifikációs eljárások bemenő paraméterként megkövetelik a jel empirikus középértékének és annak varianciájának ismeretét [2], [27]. Ennek számítása a következőképpen történik [2]:

- A frekvencia becslése a nemlineáris LS feladat megoldásával.
- A mért rekord felosztása B különálló, esetleg enyhén átlapolódó szegmensre. A szegmensek általában egész számú periódust tartalmaznak. Lehetőség szerint B legalább 4 legyen [27].
- A lineáris LS probléma megoldása minden szegmensre: így B darab Fourier együttható-készlet áll elő.
- Megfelelő fázisrekonstrukció után a B készleten keresztül átlagolt Fourier-együtthatók szolgáltatják az empirikus középértékeket.
- Az empirikus szórás a B darab együttható-készlet tapasztalati szórásaként számítható. Az empirikus középérték szórása az empirikus szórás $1/\sqrt{B}$ -szereseként számítható.

2.2.2 A nemlineáris LS probléma megfigyelő alapú megoldása

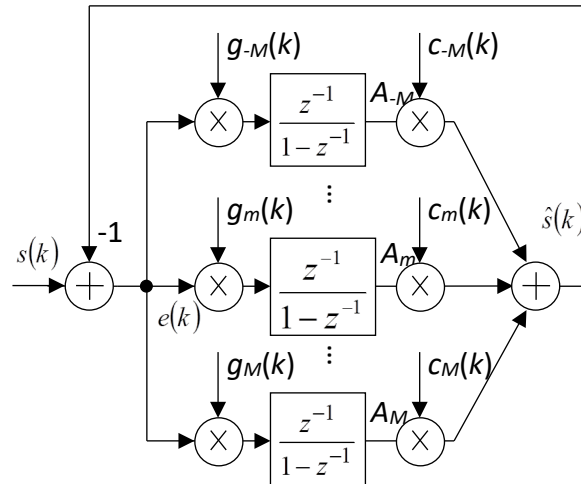
Péceli rekurzív diszkrét transzformációk megfigyelő-alapú számítására javasolt általános struktúrát [28], melyet most a diszkrét Fourier-transzformáció számítására alkalmazunk. Az struktúra egy megfigyelő, amely beépített jelmodellt tartalmaz a 2.4. ábra szerint. A megfigyelő (2.11) szerinti jelmodellhez tartozó paraméterei a következők:

$$\left. \begin{aligned} c_m(k) &= e^{j\omega_0 mk} \\ g_m(k) &= r_m e^{-j\omega_0 mk} \end{aligned} \right\} m = -M, \dots, 0, \dots, M: M\omega_0 < \pi \quad (2.13)$$

Az r_m paraméterekkel a megfigyelő struktúra pólusai állíthatók be; véges beállítású megfigyelőhöz a következő beállítások szükségesek:

$$r_m = \frac{1}{\prod_{\substack{i=-M \\ i \neq m}}^M (1 - z_i z_m^*)}, \quad z_i = e^{j\omega_0 i}. \quad (2.14)$$

A fenti beállításokkal a megfigyelő struktúra $A_m(k)$ kimenetén a bemenő jel $2M + 1$ hosszúságú, $[s(k - 2M - 1), \dots, s(k - 2), s(k - 1)]$ szegmenséhez tartozó Fourier-együtthatók jelennek meg a kezdeti $2M + 1$ mintányi tranziens után. A struktúra A_m pontján az m -edik harmonikus komplex amplitúdója olvasható le, ahol valós jelekre $A_m = A_{-m}^*$



2.4. ábra: A rezonátor-alapú megfigyelő struktúra

Megjegyzések:

- A rezonátor-alapú struktúra csúszóablak-szerűen képes a bemenő jel Fourier-együtthatóinak számítására, minden időpillanatban egy új spektrumbecslőt előállítva.
- A számítás implicit módon az ω_0 alappfrekvenciához van szinkronizálva, így a szivárgás és picket-fence jelenségek elkerülhetők a mintavételi frekvencia szinkronizációja nélkül is.
- Az algoritmus számításigénye mintánként $O(M)$ művelet, vagyis egy N -hosszúságú blokkra $O(NM)$ művelet.
- Az algoritmus memóriaigénye a struktúra üzemeltetéséhez $O(M)$ nagyságrendű. Amennyiben a bemenő jel tárolása is szükséges, a tárigény $O(N)$ nagyságrendű.

A rezonátor alapú struktúra alkalmazásával új megoldást javasoltam periodikus jelek paramétereinek becslésére [S3], [S4]. A javasolt megoldásban a rezonátoros megfigyelő a

lineáris LS probléma hatékony megoldására szolgál (1. lépés, ω_0 értékét ismertnek feltételezve), a (2.13)-(2.14) beállításokkal. A 2. lépés hagyományos gradiens keresővel történő megvalósításához a $\delta E^2 / \delta \omega_0$ gradiens ismerete lenne szükséges, ez azonban ebben a környezetben zárt alakban nem ismert. Helyette egy pszeudo-gradiens megoldást javasoltam.

A pszeudo-gradiens kereső – a hagyományos Gauss-Newton módszerhez hasonlóan – feltételezi, hogy a hibafelület parabola alakú. Ez természetesen csak a minimumhoz közeli frekvenciákon igaz, lásd pl. a 2.3. fejezetbeli példát. A hagyományos gradiens keresőkkel ellentétben azonban a keresést nem pontonként számított gradiens mentén végzi (hiszen ez nem ismert), hanem minden iterációs lépésben három különböző pontra illesztett parabolát használ a minimumhely becslésére.

A tapasztalatok szerint a javasolt pszeudo-gradiens kereső nagyon hasonlóan viselkedik a Gauss-Newton módszerhez, amennyiben a frekvenciabecslő kellően közel van a jel frekvenciájához: a hasonló viselkedést a két módszer hasonló beépített jelmodellje (parabola alakú hibafelület) magyarázza. A javasolt módszer apró hátránya a Gauss-Newton módszerrel szemben az, hogy itt három kezdeti frekvenciapont megadása szükséges (egy helyett), ahol mindhárom pontnak kellően közel kell lennie a jel frekvenciájához.

A periodikus jelek parametrikus becslésére szolgáló rezonátor-alapú algoritmus a következő [S3], [S4]:

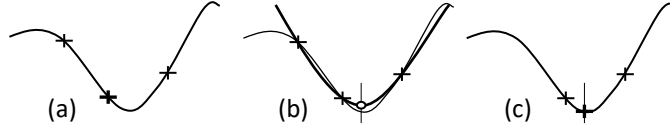
1. lépés (lineáris LS megoldás)

- L1. Az M paraméter és a (2.13) jelmodell meghatározása a kiinduló ω_0 frekvenciabecslő alapján. Amennyiben a jelben megjelenő frekvenciavonalak száma előzetesen nem ismert, akkor M a maximális lehetséges frekvenciavonalak száma $\lceil \pi f_s / \omega_0 \rceil$, ahol f_s a mintavételi frekvencia.
- L2. Az aktuális ω_0 frekvenciabecslőhöz az r_m modellparaméterek számítása (2.14) alapján.
- L3. A rezonátoros struktúra futtatása a teljes N hosszúságú bemenőjelre.
- L4. A bemenő jel empirikus középértékének számítása (a részleteket lásd alább).
- L5. A hibafüggvény számítása (2.12) szerint.

2. lépés (nemlineáris LS megoldás)

- N1. Kiinduló frekvenciabecslő választása, két szomszédos ponttal együtt. A három pont együttesen alkotja a mérési pontok halmazát.
- N2. Mindhárom mérési pontra az LS megoldó (1. lépés) futtatása, így mindhárom mérési pontra az E^2 hiba meghatározása.
- N3. Parabola illesztése a frekvencia – E^2 térben a három mérési pont fölé. A parabola minimuma által kijelölt frekvencia lesz az új frekvenciabecslő. A korábbi három mérési pont közül az új frekvenciabecslőtől legtávolabbit helyettesítjük az új frekvenciabecslővel, a 2.5. ábra szerint.

- N4. A N1-N3 lépések ismétlése, mígnem a javulás egy határérték alá csökken.
 N5. Az bemenő jel empirikus szórásának számítása, illetve az empirikus középértékek szórásának számítása (a részleteket lásd alább).



2.5. ábra: A frekvenciabecslési eljárás. (a) Az E^2 hibafelület a három mérési ponttal, melyek közül a legalacsonyabb hibájú a jelenlegi frekvenciabecslő. (b) A mérési pontokra illesztett parabola az új minimumhellyel. (c) A három új mérési pont, melyek közül a legalacsonyabb hibájú az új frekvenciabecslő.

Mivel a rezonátoros struktúra által számított Fourier-együtthatók fázisban vannak, az empirikus középértékek számítása további fáziskorrekció nélkül végrehajtható. A számítás kivitelezése – a rendelkezésre álló minták számának függvényében – kétféle módon is történhet:

Amennyiben a mérési rekord több periódusnyi mintát is tartalmaz, a hagyományos blokkos számítási módszer alkalmazható. Amennyiben rendelkezésre áll B blokknyi minta, ahol a blokkok hossza $L = 2M + 1$ (és így $N \approx BL$), akkor az A_m Fourier együttható \bar{A}_m empirikus középértéke a következőképpen számítható:

$$\bar{A}_m = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B A_m(Lb) \quad (2.15)$$

Ekkor az empirikus szórásnégyzet a következő:

$$\hat{\sigma}^2(A_m) = \frac{1}{B-1} \sum_{b=1}^B |\bar{A}_m - A_m(Lb)|^2 \quad (2.16)$$

Ebből az empirikus középértékek empirikus szórásnégyzete a következőképpen számítható:

$$\hat{\sigma}^2(\bar{A}_m) = \frac{1}{B} \hat{\sigma}^2(A_m) \quad (2.17)$$

Amennyiben a mérési rekord olyan rövid, hogy a szegmentálás nem lehetséges (de a rekord legalább M mintát, tehát minden lehetséges frekvencián legalább egy teljes periódust tartalmaz), akkor a rezonátoros struktúra rekurzív, csúszó ablakos jellegét kihasználva lehetséges az empirikus középértékek és szórásnégyzet számítása az alábbiak szerint:

$$\bar{A}_m = \frac{1}{N-L} \sum_{k=L}^{N-1} A_m(k) \quad (2.18)$$

$$\hat{\sigma}^2(A_m) = \frac{1}{N-L-1} \sum_{k=L}^{N-1} |\bar{A}_m - A_m(k)|^2 \quad (2.19)$$

A (2.18)-(2.19) becslők számítása során használt minták erős korrelációja miatt az empirikus középértékek empirikus szórásnégyzetéhez korábban használt (2.17) összefüggés torzított becslőt eredményezne. Az F1. függelékben megadom a torzításmentes becslő származtatásának módját: az empirikus középértékek empirikus szórásnégyzete az (F1.8) összefüggéssel számítható a $K = N - L$ behelyettesítéssel:

$$\hat{\sigma}^2(\bar{A}_m) = \hat{\sigma}^2(A_m) \frac{(N-L-1) \sum_{k=1}^{N-1} f_k^2}{(N-L)^2 \sum_{k=1}^{N-1} f_k^2} \frac{1}{(N-L)L - 2L + \frac{1}{N-L} \sum_{k=1}^{N-1} f_k^2 - \frac{4}{N-L} \sum_{i=1}^{\min(N-L,L)} (N-L-i)(L-i)}, \quad (2.20)$$

ahol

$$f_k = \begin{cases} k & \text{ha } 1 \leq k \leq \min(L, N-L) \\ \min(L, N-L) & \text{ha } \min(L, N-L) < k \leq \max(L, N-L) \\ N-k & \text{ha } \max(L, N-L) < k \leq N-1 \end{cases} \quad (2.21)$$

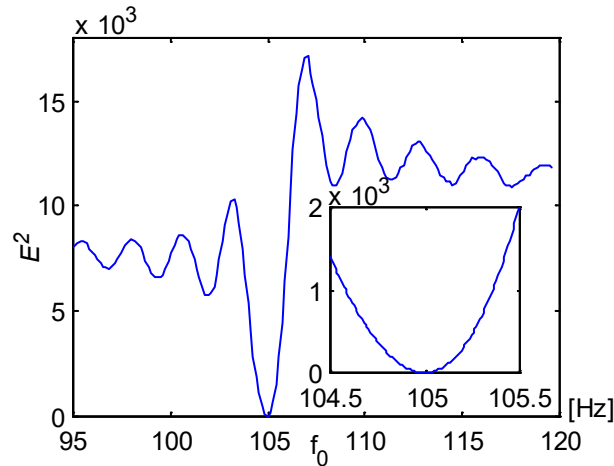
A (2.20) összefüggés fehér zaj-jellegű zavarokra torzításmentes becslőt eredményez. Színes zajra a becslő a 2.2.3. fejezetben bemutatott szimulációs vizsgálatok szerint ugyan torzított lesz, de a gyakorlat számára még ebben az esetben is hasznos eredményeket szolgáltat.

2.2.3 Kísérleti eredmények

A javasolt becslési eljárás működését a következőkben szimulációs vizsgálatokkal illusztrálom.

Hibafelület. A 2.6. ábrán a (2.12) szerint számított E^2 hibafelület alakulása látható az f_0 frekvenciabecslő függvényében. A példában a jel 40 harmonikust tartalmaz, egyenlő amplitúdókkal. Az alapharmonikus frekvenciája $f_0 = 105$ Hz, a mintavételi frekvencia pedig $f_s = 10$ kHz volt. A 2.6. ábra az LS megoldás hibáját a frekvenciabecslő függvényében mutatja. A nagyított részleten jól látszik, hogy a valódi frekvencia közelében a hibafüggvény jó közelítéssel parabola. Az ábra ugyancsak jól illusztrálja a megfelelő kiinduló frekvenciabecslő szükségességét: a hibafüggvény számos lokális minimumot tartalmaz, rossz kezdőérték esetén a becslő könnyen lokális minimumba tévedhet.

A következő szimulációs példákban a javasolt algoritmus működését a hagyományos, mátrix-algebra alapú algoritmus [26] működésével vetem össze. Valamennyi példában az iterációs folyamat akkor került befejezésre, amikor a relatív maradó hiba 10^{-6} alá csökkent (lásd az N4. lépést). Az alkalmazott vizsgálójelekben a harmonikusok száma a maximális $f_s/2f_0$ értékhez közeli volt.



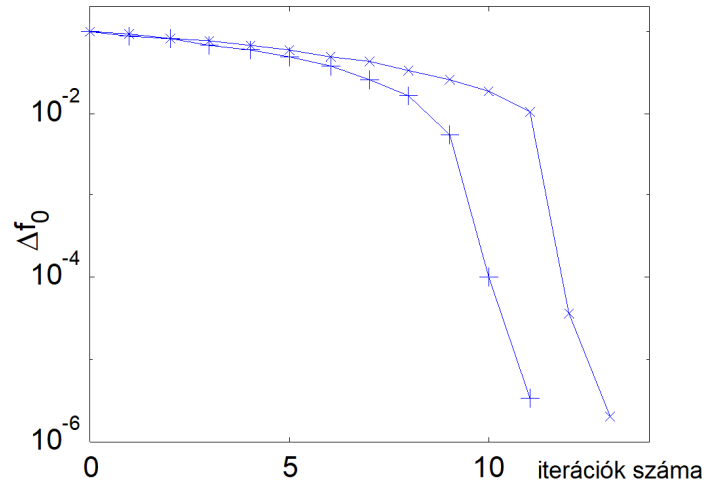
2.6. ábra: A hibafelület alakulása az f_0 frekvenciabecslő függvényében. A valódi frekvencia $f_0 = 105$ Hz.

Példa #1: Ebben a kísérletben a két algoritmus frekvenciabecslőit és a maradó hibákat vetem össze. A jel alapharmonikusának frekvenciája $f_0 = 105$ Hz, a mintavételi frekvencia $f_s = 10$ kHz, a harmonikusok száma pedig $M = 45$. A harmonikusok amplitúdója egyenlő ($|A_m| = 1$), fázisuk pedig véletlenszerű a $(-\pi, +\pi]$ intervallumban. A jelhez adott fehér zaj variációjára $\sigma^2 = 10^{-2}$. A mérési rekord hossza $N = 110$ és $N = 1000$ között változott, ami 1.15 periódusnyi, illetve 10.5 periódusnyi mintának felel meg. A 2.4. táblázat az összehasonlításban szereplő mátrix-alapú algoritmus [26] és a javasolt rezonátor-alapú algoritmus \hat{f}_0 frekvenciabecslőit és E^2 maradó hibáit mutatja. A táblázat tanúsága szerint a két algoritmus nagyon hasonló eredményeket szolgáltat. Az apró eltérés magyarázata az, hogy a rezonátor-alapú megoldás amplitúdó becslőként az empirikus középértékeket használja a valódi LS megoldás helyett.

N	Mátrix-alapú [26]		Rezonátor-alapú	
	\hat{f}_0	E^2	\hat{f}_0	E^2
110	104.984	571	104.986	574
200	104.991	1150	104.993	1153
500	104.998	2872	104.998	2876
1000	105.001	6021	105.001	6028

2.4. táblázat: NLS algoritmusok \hat{f}_0 frekvenciabecslői és E^2 maradó hibái különféle hosszúságú gerjesztőjelek esetén

Példa #2: Ebben a kísérletben a két algoritmus konvergenciasebességét hasonlítom össze. A 2.7 ábrán a frekvenciabecslő $\Delta f_0 = |f_0 - \hat{f}_0|$ hibája látható az iterációs lépések számának függvényében. A vizsgált jel az előző példa szerint, de hossza most $N = 10000$. A mátrix alapú megoldó esetén a kiinduló frekvenciabecslő 105.1 Hz volt, míg a rezonátoros megoldó esetén a három kiindulási mérési pont 105.1 Hz és 105.1 ± 0.01 Hz volt. A 2.7. ábra szerint a két algoritmus konvergenciasebessége nagyon hasonló.



2.7. ábra: NLS algoritmusok konvergenciasebbsége. +: rezonátor-alapú, x: mátrix-alapú.

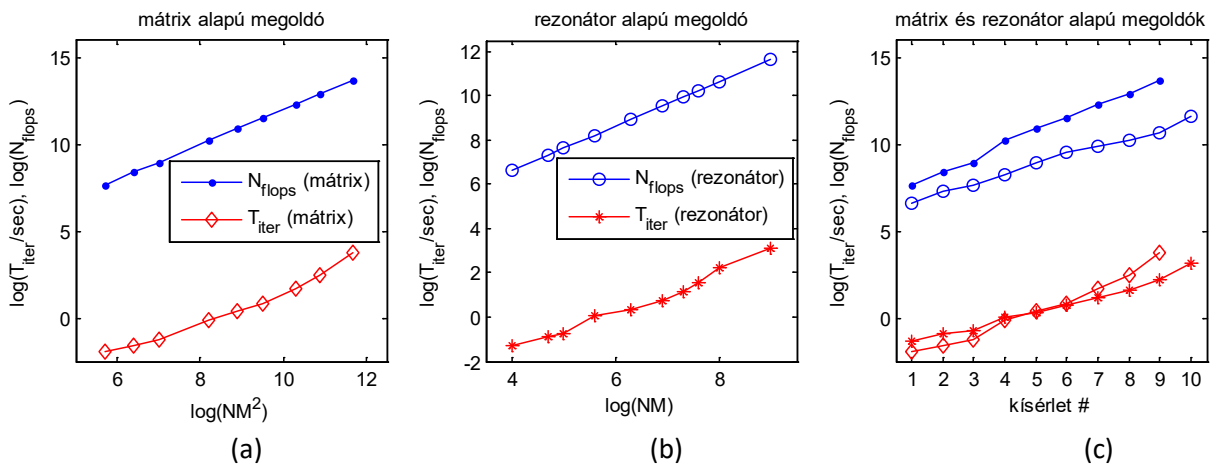
Példa #3: A vizsgált algoritmusok számítási komplexitását hasonlítja össze a 2.5 táblázat, amely az egy iterációs lépésben szükséges lebegőpontos műveletek (N_{flops}) számát mutatja különféle bemenő jelek esetén. Az eredmények jól mutatják az algoritmusok komplexitását: a mátrix-alapú megoldó számítási igénye $O(NM^2)$, míg a rezonátor-alapú megoldóé mindössze $O(NM)$. A táblázat a T_{iter} iterációnkénti végrehajtási időket is tartalmazza (Matlab környezetben, Pentium 5 processzorral, 2.5GHz órajel frekvencián, 8Gb-ot RAM mellett mérve).

#	N	M	Mátrix-alapú [26]		Rezonátor-alapú	
			N_{flops}	T_{iter}	N_{flops}	T_{iter}
1	200	50	$5.0 \cdot 10^7$	12ms	$4.4 \cdot 10^6$	50ms
2	1000	50	$2.5 \cdot 10^8$	25ms	$2.2 \cdot 10^7$	124ms
3	1000	100	$9.7 \cdot 10^8$	62ms	$4.4 \cdot 10^7$	185ms
4	1000	400	$1.7 \cdot 10^{10}$	0.8s	$1.7 \cdot 10^8$	1.2s
5	5000	400	$8.1 \cdot 10^{10}$	2.6s	$8.7 \cdot 10^8$	2.2s
6	20000	400	$3.2 \cdot 10^{11}$	7.4s	$3.5 \cdot 10^9$	5.9s
7	20000	1000	$2.0 \cdot 10^{12}$	48s	$8.7 \cdot 10^9$	15s
8	20000	2000	$8.1 \cdot 10^{12}$	4.5min	$1.7 \cdot 10^{10}$	38s
9	20000	5000	$5.0 \cdot 10^{13}$	90min	$4.4 \cdot 10^{10}$	2.7min
10	100000	10000	Memóriatúllépés		$4.4 \cdot 10^{11}$	23min

2.5. táblázat: NLS algoritmusok számítási komplexitásai iterációs lépésenként

A számítási igény és futásidők a 2.8. ábrán láthatók. A 2.8 (a) ábrán a mátrix-alapú megoldó látható, a számítási igény és a futásidő NM^2 függvényében ábrázolva, log-log skálán. Az ábra jól mutatja, hogy az algoritmus komplexitása valóban $O(NM^2)$. A rezonátoros megoldó esetén a 2.8 (b) ábrán az ábrázolás NM függvényében történt: jól látszik, hogy a komplexitás itt $O(NM)$. A jobb összehasonlíthatóság kedvéért a 2.8 (c) ábrán a kísérletek indexének függvényében látható együtt a két algoritmus. A mátrix-alapú megoldó kisméretű feladatok esetén gyorsabb futást eredményez, még akkor is, ha a számítási komplexitása magasabb – köszönhetően a Matlab hatékonyan implementált mátrix-műveleteinek (1-5. kísérletek).

Nagyobb feladatméretek esetén azonban a rezonátor-alapú megoldó hatékonyabb (6. kísérlettől), bizonyos méretek felett (10. kísérlet) pedig a mátrix-alapú megoldó egyáltalán nem használható (az algoritmus memóriatúllépés miatt leáll).



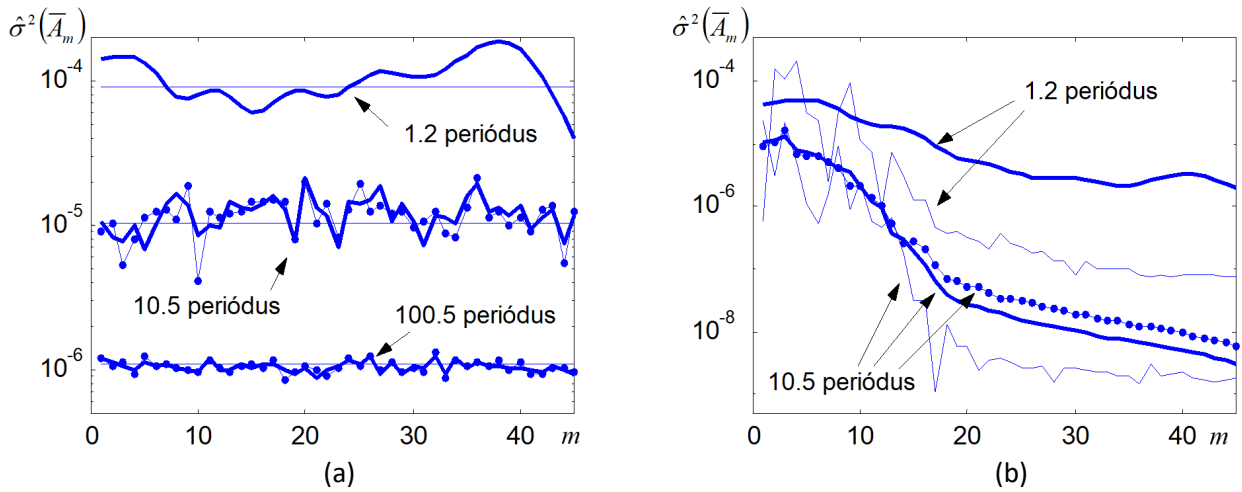
2.8. ábra: A vizsgált algoritmusok számításiigénye és iterációnkénti futásideje

Megjegyzések:

- A 2.5. táblázatban szereplő adatok egyetlen iterációs lépésre értendők. A szükséges iterációk száma általában 3 és 15 között változik, a bemenő jel és a kezdeti frekvenciabecslő függvényében. Hasonló bemenő feltételek mellett a két algoritmus iterációigénye általában közel van egymáshoz.
- A rezonátor alapú algoritmus nem igényli mátrixműveletek alkalmazását, így ezt könnyű alacsony szintű eszközökön (pl. digitális jelfeldolgozó processzorok, programozható logikai eszközök) implementálni.
- Amennyiben a harmonikusok M száma előre ismert és lényegesen alacsonyabb a harmonikusok maximális számánál, a mátrix alapú számításnál ez kihasználható és így számítási műveletek takaríthatók meg. Elvileg ugyanez igaz a rezonátor alapú számításra is, de ott a numerikus stabilitás miatt célszerű a rezonátorok „majdnem egyenletes” elosztása, így minden lehetséges harmonikust alkalmazunk ($M \cong f_s/2f_0$) akkor is, ha M tényleges száma ennél alacsonyabb.

Példa #4: A teszt során a rezonátor-alapú algoritmus varianciabecslőjének vizsgálata történik fehér és színes zajok esetén, különféle hosszúságú jelekre: a bemenő jel hossza 1.2 periódus, 10.5 periódus és 100.5 periódus volt. A spektrumbecslő empirikus középértékének varianciabecslőjének számítására a (2.17) szerint számított blokkos megoldás (a két hosszabb jel esetén), illetve a (2.20) szerint számított mintánkénti megoldás (mindhárom jelre) alkalmazható. A 2.9 ábrán a pontozott vonal a blokkos megoldást, a vastag vonal a mintánkénti megoldást, a vékony vonal pedig az elméleti eredményt mutatja. A varianciabecslő fehér, additív, $\sigma^2 = 10^{-2}$ varianciájú zajra a 2.9 (a) ábrán látható. Az ábra tanúsága szerint fehér additív zajra mindkét megoldás hasonló, a valós értékhez közeli, jó becslőt szolgáltat. Színes zajra az eredmény a 2.9 (b) ábrán látható, illusztrálva mintánkénti becslő torzítását: hosszabb bemenőjelre mind a blokkos, mind a mintánkénti megoldás becslője a valósához közeli érték (bár a mintánkénti megoldás hibája láthatóan nagyobb). A

rövid (1.2 periódusnyi) bemenőjelre a mintánkénti megoldás nagy torzítást produkál, de ennek ellenére használható információt ad a zaj formájáról.



2.9. ábra: Az empirikus középértékek varianciabecslői. Vékony vonal: elméleti érték, pontozott vonal: blokkos számítás, vastag vonal: mintánkénti számítás. (a) fehér additív zaj, (b) színes additív zaj

2.2.4 Összefoglalás

Hatékony számítási eljárást javasoltam periodikus jelek spektrumának meghatározásához. Az iteratív eljárás két lépésből áll: az első lépésben az alapharmonikus frekvenciájának közelítő ismeretében a lineáris LS probléma megoldásával előállítjuk a spektrum becslőjét, majd ennek ismeretében a második lépésben újabb frekvenciabecslőt készítünk egy nemlineáris LS (NLS) megoldás segítségével. A két lépést a konvergenciafeltétel bekövetkezéséig ismételve (amíg a hiba nem változik lényegesen) az LS értelemben (lokálisan) optimális frekvenciabecslő előállítható. Az LS probléma megoldásához a javasolt eljárás rezonátor-alapú rekurzív számítási eljárást használ, míg a második lépésben a rezonátoros kerethez kapcsolódó kvadratikus illesztéssel határozza meg az új frekvenciabecslőt. A javasolt módszer előnye, hogy lényegesen kevesebb erőforrást igényel, mint a hagyományos (mátrix alapú) megoldási módok. A hagyományos módszer memóriaigénye és számítási igénye rendre $O(MN^2)$ és $O(MN)$, míg a javasolt módszer esetén ezen értékek rendre $O(MN)$ és $O(N)$, ahol M a harmonikus komponensek száma és N a minták száma. Mivel valós feladatok esetén mind a memóriefelhasználás, mind a számítási igény nagyságrendekkel kisebb a hagyományos módszerekénél, a javasolt eljárás olyan nagyméretű feladatok megoldására is alkalmas, amelyeket a hagyományos megoldási módszerrel nem lehet kezelni.

Hosszú adatrekordok esetén a variancia kiszámítása a hagyományos blokkos számítási eljárással történhet, de az új módszer előnye, hogy nem igényli az adatok szegmentálását, újraszinkronizálását és újrabecslését. Rövid adatrekordok esetén a hagyományos blokkos módszerrel a variancia nem becsülhető, a javasolt eljárás azonban ilyenkor is elfogadható minőségű variancia-becslőt ad a rekurzív becslő mintánkénti eredményeinek felhasználásával.

Kapcsolódó saját publikációk: [S3], [S4], [S5].

2.3 Automatikus modellszelekciós eljárás lineáris idő-invariáns rendszerek identifikációjához

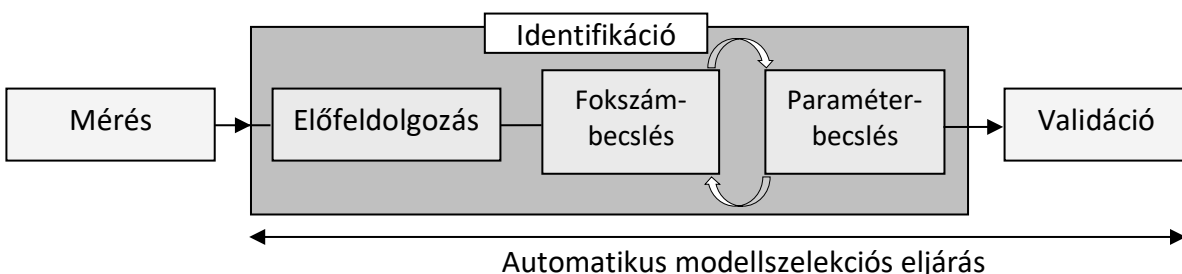
Lineáris idő-invariáns (LTI) rendszerek, valamint nemlineáris hatásokkal perturbált, dominánsan LTI rendszerek becslésemelvéte szereteágazó szakirodalommal rendelkezik, számos becslési eljárás (pl. [1], [2]) és jól használható eszközök ([13], [15]) állnak az alkalmazók rendelkezésére. Az identifikációs alapfeladat (közel) LTI rendszerek esetén az U bemenet és Y kimenet ismeretében a rendszer átviteli függvényének meghatározása:

$$\frac{Y(j\omega)}{U(j\omega)} \cong \frac{\sum_{n=0}^{n_N} a_n(j\omega)^n}{\sum_{m=0}^{n_D} b_m(j\omega)^m} = \frac{N(j\omega)}{D(j\omega)}, \quad (2.22)$$

ahol a számláló és nevező polinomok fokszámai rendre n_N és n_D . A modell illeszkedésének jóságát valamilyen költségfüggvény (pl. OE, EE, MDL) segítségével jellemezzük. Az illesztést az identifikációs eljárások sok esetben LS vagy WLS értelemben optimalizálják [1], [2]. Az identifikációs feladat általában két problémát tartalmaz: (1) a feladatok többségében az n_N és n_D fokszámok nem, vagy nem pontosan ismertek (fokszám meghatározás), illetve (2) az a_n és b_m paraméterek is ismeretlenek (paraméterbecslés).

A rendszeridentifikáció gyakorlati felhasználói a rendelkezésre álló elméleti eredmények és eszközök felhasználásához gyakorta nem rendelkeznek elegendően mély ismeretekkel. Ilyen felhasználóktól nem várható el a bonyolult és sok paraméterrel rendelkező eljárások megfelelő használata, számukra sokkal inkább egy teljesen automatikus eljárás lenne kívánatos. Míg kutatások az identifikációs eljárások számos elemét önállóan vizsgálták, ilyen egységes és könnyen kezelhető módszer korábban nem állt rendelkezésre.

Kidolgoztam egy teljesen automatikus frekvenciatartománybeli modellszelekciós eljárást [S6], amely a felhasználótól mindössze a rendszer $U(\omega_k)$ bemenetének és $Y(\omega_k)$ kimenetének mérési eredményeit várja bemenetként (a mérési frekvenciákat ω_k jelöli) és kimenetként a vizsgált rendszer identifikált és validált $N(\omega)/D(\omega)$ parametrikus modelljét képes szolgáltatni a gyakorlatlan felhasználó számára értelmezhető szöveges értékeléssel együtt. A módszer folyamatábrája a 2.10. ábrán látható.



2.10. ábra: Az automatikus modellszelekciós eljárás

A folyamat a mérési eljárással indul, ahol ismételt szinkronizált vagy kellően hosszú mérések elvégzésére van szükség. A mért jelből az előfeldolgozási lépés nem-parametrikus zajmodellt állít elő.

Az ezt követő identifikáció két lépésre bontható: a modell fokszámanak (n_N és n_D) becslésére és a modell paramétereinek becslésére. A két lépés a javasolt megoldásban iteratív módon egymásba ágyazódik.

A fokszámbecslés során a LTI modell azon fokszámanak becslése történik, amely fokszáman a rendszer lineáris viselkedést megfelelő pontossággal képes leírni. Ezen kitétel azért kiemelt fontosságú, mert a legtöbb fizikai rendszer nem írható le egzakt módon LTI modell segítségével. Egyéb zavaró hatások, mint pl. a mérési rendszer kis nemlinearitása, nem modellezett dinamikai elemek, mérési hibák, kalibrációs hibák tovább nehezítik a modell identifikációját, még akkor is, ha az egzakt modell egyébként létezne. A javasolt megoldás olyan modellt alkot, ami a rendszer dinamikáját „kellő pontossággal” leírja, így „közel van” az ideális fokszámanú modellhez. A modellezési hibák miatt azonban előbb vagy utóbb felhasználói döntésre van szükség (mi a felhasználás szempontjából „kellő pontosság”); ezt a folyamatot a javasolt rendszer nagyon leegyszerűsíti és egyszerűen befogadható információk formájában segíti.

A rendszer fokszámanáról rendelkezésre állhatnak *a priori* információk, pl. a fizikai jelenség analízise alapján. Sok esetben azonban ezek a modellek túlságosan is idealizáltak, ezért a legtöbb esetben ezen fokszámanokat csak kezdeti becslésnek tekintjük. Sok esetben pedig egyáltalán nem áll rendelkezésre a rendszer fokszámanáról *a priori* információ: a probléma kezelésére egy automatikus rendszerben egy szisztematikus és hatékony modell-kereső eljárásra van szükség. A javasolt rendszer előtt – a szerző legjobb tudomása szerint – ilyen szisztematikus módszer nem létezett az irodalomban.

A fokszámbecslési eljárás alkalmazhat alulról felfelé vagy felülről lefelé keresést. Az alulról felfelé keresés egy egyszerű modelltől indul ki és a szabadsági fokok fokozatos növelésével igyekszik a modell illeszkedésén javítani, amíg a kívánt pontosságot el nem éri. A megközelítés nagy előnye, hogy a modell komplexitása a becslési eljárás alatt a végső modell komplexitása alatt marad, ami számos gyakorlatban alkalmazott algoritmus numerikus stabilitása szempontjából kedvező tulajdonság. A felülről lefelé keresés egy magas fokszámanú modelltől indul ki, amely komplexitását fokozatosan csökkentjük, amíg a modell még megfelelően illeszkedik. Tapasztalatok szerint ez az eljárás jobb eséllyel kerül el a lokális minimumokat, így a felülről lefelé keresés jobb minőségű becslőt szolgáltat, mint az alulról felfelé keresés. Itt azonban a keresés során kezelt magas fokszámanok miatt a numerikus stabilitás kérdése kritikus.

A modellparaméterek becslése széles körben kutatott téma, számos hasznos elméleti eredménnyel (pl. [1], [2]). Az ismert algoritmusok általános problémája azonban az, hogy nem garantálják a globális optimum megtalálását, különféle minőségű lokális minimumokat képesek szolgáltatni. Ezen algoritmusok ezért jó kezdeti becslőt kívánnak a jó eredmény elérése érdekében. A megfelelő kezdeti értékek megtalálása és a szofisztikált kereső

algoritmusok adekvát paraméterezése magas szintű szakértelmet és tapasztalatot feltételez az algoritmusok felhasználóiról.

A javasolt rendszer központi eleme egy felülről lefelé kereső, egyesített fokszám- és paraméterbecslő algoritmus. Az inicializáló fázisban az algoritmus egy megfelelő (kellően nagy fokszámú) durva kiinduló modellt keres, amiből kiindulva iteratív módon határozza meg a végső modellt. A numerikus stabilitás biztosítása érdekében a számítások során ortogonális polinomokat alkalmazunk a modell leírására, az iteratív fázisban pedig megfelelő kezdeti értékeket szolgáltatunk a paraméterbecslő algoritmusoknak.

Mivel egzakt modellekről a legkritikább esetben beszélhetünk, a becsült modellnek a felhasználói igényekhez, az alkalmazás követelményeihez kell igazodnia. Ezért az automatikus rendszer több modellt is képes szolgáltatni a pontosan illeszkedő modelltől a lazábban illeszkedő (de alacsonyabb komplexitású) modellig. A magas fokszámú modell a rendszer teljes lineáris viselkedését leírja, míg az alacsonyabb fokszámú modellek lazítanak a követelményeken és már tartalmaznak némi modellezési hibát is.

A szolgáltatott modell értéktelen annak minőségének ismerete nélkül. A rendszer képes a modell automatikus validálására és a felhasználó számára könnyen érthető formában prezentálja a modell minőségi mutatóit. A szöveges értékelés segíti a gyakorlatlan felhasználót a számszerű értékek értelmezésében és így az képes lesz a szolgáltatott modellek közül az alkalmazói követelményeknek megfelelő modellt kiválasztani.

A 2.3.1. fejezetben ismertetem az alkalmazott előfeldolgozási lépéseket. A 2.3.2. fejezetben az automatikus modellszelekciós eljárás ismertetése következik. A 2.3.3. fejezetben a validációs eljárás ismertetése következik, majd a 2.3.4. fejezetben a rendszer működését illusztrálok valós mérések segítségével.

2.3.1 Automatikus előfeldolgozás

Az automatikus feldolgozás elősegítése érdekében a rendszeren periodikus gerjesztőjellel végzünk méréseket (lásd pl. 2.1. fejezet). A javasolt rendszer frekvenciatartománybeli feldolgozást végez, így a mért bemenő és kimenő jeleket valamilyen módon a frekvenciatartományba transzformáljuk (pl. DFT segítségével, vagy nem koherens mérések esetén a 2.2. fejezetben ismertetett módszerrel). A mért bemeneti- és kimeneti spektrumok $(U(\omega_k), Y(\omega_k))$ feldolgozásával előállítjuk az empirikus középértékeket $(\bar{U}(\omega_k), \bar{Y}(\omega_k))$, az empirikus varianciákat $(\hat{\sigma}_U^2(\omega_k), \hat{\sigma}_Y^2(\omega_k))$ és kovarianciákat $(\hat{\sigma}_{YU}^2(\omega_k))$. Az automatikus feldolgozás megfelelő működéséhez követelmény, hogy a mérés során elegendő hosszúságú mérési rekord álljon elő: legalább 4 ismételt, szinkronizált mérésre vagy legalább 4 teljes periódusnyi jelre van szükség [27].

2.3.2 Fokszám- és paraméterbecslés

Az automatikus fokszám- és paraméterbecslő algoritmus négy fő lépésre bontható. A lépések és az egyes lépések eredménytermékei a 2.6 táblázatban láthatók.

Az A. lépésben végrehajtott durva fokszámbecslés csupán egy – általában konzervatív – fokszámbecslőt szolgáltat. A B. lépés során történik a modell paramétereinek meghatározása és a modell ellenőrzése. Itt a fokszámot szükség szerint mindaddig növeljük, amíg a validáció sikertelen. Ezután a validált modellből kiindulva (felülről lefelé keresés) a C. lépésben a lehető legkisebb fokszámú, de még megfelelő minőségű „pontos” modellt állítjuk elő. A D. lépésben a fokszámot tovább csökkentjük a modell minőségének csekély csökkenése árán, előállítva ezzel a „laza” rendszermodellt. Az algoritmus teljes folyamatábrája az F2. függelékben található.

lépés	művelet	eredmény
A.	durva fokszámbecslés	(várhatóan) konzervatív fokszámbecslő
B.	paraméterbecslés és modell validáció	validált konzervatív modell
C.	fokszám redukció #1	Validált „pontos” modell
D.	fokszám redukció #2	Redukált „laza” modell

2.6. táblázat: A fokszám- és paraméterbecslő eljárás lépései

A komponensek működése a következő:

A. Durva fokszámbecslés

A durva fokszámbecslő algoritmus a [5] módszeren alapul, amely sztochasztikus megközelítéssel képes a modell kezdeti fokszámát csökkenteni úgy, hogy ehhez nem szükséges a paraméterek meghatározása. A paraméterbecslés elkerülése miatt a módszer lényegesen gyorsabb, mint a tényleges becslési eljárás. A módszer gyorsaságát kihasználva a durva fokszámbecslő eljárás két irányban terjeszti ki az eredeti [5] módszert: az új megoldás jó eséllyel kellően alacsony (de még konzervatív) becslőt szolgáltat, valamint nem szükséges a kezdeti „elég magas” fokszám megadása, azt a beépített korrekciós mechanizmus segítségével automatikusan képes előállítani. A javasolt iteratív megoldás a fokszámcsökkentést ismétli mindaddig, amíg a fokszám további csökkentése már nem lehetséges. Amennyiben a fokszám túl alacsonynak bizonyul, azt konstans mértékben (a jelen rendszerben 30%-al) növeli mindaddig, amíg egy kielégítő (vagy maximális) fokszámot nem ér el. A részletes folyamatábrát lásd az F2. függelékben.

B. paraméterbecslés és modell validáció

Az A. lépésben alkalmazott módszer sztochasztikus természete miatt nem garantálható, hogy az eredmény valóban konzervatív: néha az eredményül kapott fokszám túlságosan alacsony. Ezért a további feldolgozás előtt ezt validálni kell. Az A. lépésben kapott fokszám alapján először a modell paramétereinek becslése történik [2], [27] alapján, majd a parametrikus modell maradó hibájának korrelációs vizsgálata következik [29]. Amennyiben a korrelációs teszt sikertelen, a fokszámot növeljük és a becslési és tesztelési lépéseket mindaddig

ismételjük, amíg a teszt sikeres nem lesz, vagy a maximális fokszámot el nem érjük. Az algoritmus folyamatábrája az F2. függelékben látható.

Megjegyzés: ebben a lépésben a korrelációs teszt sikertelenségét nem csak a túl alacsony fokszám okozhatja: a paraméterbecslő algoritmus lokális minimumba ragadása hasonló eredményt ad. Azonban mindkét esetben a helyes megoldás a fokszám növelése mindaddig, amíg a becslő egy helyes (akár magas fokszámú) modellt képes produkálni, amiből a C. lépés jó minőségű, alacsony fokszámú modellt szolgáltat.

C. fokszám redukció (validált modell)

A validált konzervatív modellt fokszámredukációs eljárásnak vetjük alá. A fokszámredukció az átviteli függvény azon gyökeit (pólusok, zérusok, egymást kioltó pólus-zérus párok) eliminálja, amelyeknek nincs szignifikáns hatása az átviteli függvényre. A megoldás elve a következő [5]:

1. lépés: Potenciálisan eliminálható gyökök kiválasztása és ennek megfelelő fokszámredukció
2. lépés: A modell és paramétereinek becslése a redukált fokszámmal
3. lépés: Az eredmény validálása. Amennyiben a redukált fokszámú modell megfelelő, a redukált fokszám elfogadása és az algoritmus folytatása az 1. lépéstől.
4. lépés: Sikertelen validáció esetén az előző fokszám visszaállítása. Ha van még potenciálisan eliminálható gyök, akkor az algoritmus folytatása az 1. lépéstől

Azon túl, hogy a fenti elvi megoldás naiv implementációjának számításigénye praktikus esetekben elfogadhatatlanul magas, számos egyéb elvi és gyakorlati kérdés merül fel:

- Hogyan lehet a legjobb eliminálandó gyök-jelölteket kiválasztani (1. lépés)?
- Hogyan lehet a gyök-eliminációs eljárás számításigényét csökkenteni (2. lépés)?
- Hogyan lehet a rendelkezésre álló járulékos információk segítségével a lokális minimumba ragadás esélyét csökkenteni a paraméterbecslés során (2. lépés)?
- Hogyan lehet a modellről eldönteni, hogy elfogadható-e vagy sem (3. lépés)?

A javasolt módszer a fenti problémák mindegyikére hatékony megoldást ad.

A számításigény csökkentésének alapvető módja, hogy a költséges paraméterbecslési lépések számát a lehető legalacsonyabban tartjuk: minél több gyököt sikerül eliminálni egyetlen paraméterbecslési lépés segítségével, annál hatékonyabb az algoritmus. A javasolt eljárás a [5] közleményben található megoldást használja fel, amely a legrövidebb leíró hosszúságú (MDL) költségfüggvény ([1], [30]) konzervatív becslőjét képes szolgáltatni egyes gyökök eltávolítása után a tényleges paraméterbecslés végrehajtása nélkül. Ezen nem-parametrikus módszer lényegesen gyorsabb működésű, mint a [2], [27] szerinti parametrikus becslési eljárás, ezért az ezek felhasználásával működő eljárásokat rendre „gyors” és „lassú” módszereknek nevezzük a továbbiakban. A gyors módszer hátránya, hogy a gyök-elimináció után a maradó gyököket nem rendezi át, ami esetenként jó jelöltek téves visszautasítására vezet. Ezért a gyors módszer nem alkalmazható kizárólagosan, a javasolt módszer a gyors és lassú eljárások kombinációjával működik a következő algoritmus alapján:

- 1'. lépés: Három potenciálisan eliminálható gyök (egy zérus, egy pólus és egy pólus-zérus pár) kiválasztása. A három jelölt rangsorolása.
- 2'. lépés: A legmagasabb rangú, még nem kipróbált gyök eliminálásával a költségfüggvény nem-parametrikus becslése.
- 3'. lépés: Az eredmény ellenőrzése: amennyiben az eredmény elfogadható, akkor a redukált fokszám megtartásával ugrás a gyors 1'. lépésre.
- 4'. lépés: Az előző fokszám visszaállítása. Amennyiben van még a jelöltek közül ki nem próbált, ugrás a gyors 2'. lépésre.
- 1''. lépés: Három potenciálisan eliminálható gyök (egy zérus, egy pólus és egy pólus-zérus pár) kiválasztása. A három jelölt rangsorolása.
- 2''. lépés: A legmagasabb rangú, még nem kipróbált gyök eliminálásával a paraméterek és költségfüggvény becslése.
- 3''. lépés: Az eredmény ellenőrzése: amennyiben az eredmény elfogadható, akkor a redukált fokszám megtartásával ugrás a gyors 1'. lépésre.
- 4''. lépés: Az előző fokszám visszaállítása. Amennyiben van még a jelöltek közül ki nem próbált, ugrás a lassú 2''. lépésre.

Az algoritmus gyors (1'-4') és lassú (1''-4'') fázisokból áll. Mindkét fázisban 3-3 gyök-jelölt (a legkevesbé szignifikáns zérus, pólus, és pólus-zérus pár) vizsgálata zajlik. A gyors fázist mindaddig működtetjük, amíg az képes gyökök eliminálására. Amikor a gyors fázis már nem tud további gyököket eliminálni, a lassú fázis következik. Amennyiben a lassú fázisban egy gyök eliminálása sikeres, újra a gyors fázis következik (3'' lépés után), immár a redukált és módosított gyök-elrendezésből kiindulva. Az algoritmus akkor ér véget, ha több gyök eliminálása nem lehetséges. Az algoritmus részletes leírása az F3. függelékben található.

Megjegyzések:

- Az 1'. lépésben a jelöltek kiválasztása a gyököknek az átviteli függvényhez való becsült hozzájárulása alapján történik. A becslés alapját pólusok és zérusok esetén azoknak a mérési tartománytól mért távolsága, míg a pólus-zérus párok esetén azok egymástól való távolsága adja. A további lépésekben a próbálkozások sorrendjét a becsült hozzájárulás alapján kialakított rangsor adja meg (a részleteket lásd az F3. függelékben).
- Az 1''. lépésben a jelölt gyökök halmaza ugyanaz, mint az 1'. lépésben, de a sorrendet a korábbi (sikertelen) gyors fázisban meghatározott költségfüggvények szerint alakítjuk ki.
- A 2''. lépés egy iteratív paraméterbecslő algoritmust használ ([2], [27]), melynek sebessége és az előállított modell minősége erősen függ az algoritmus megfelelő inicializálásától. Ezért a javasolt megoldásban egy, a korábbi iterációs fázisok eredményét kihasználó inicializáló megoldást alkalmaztam, a következő megfontolások alapján: az eliminálható gyökök eltávolítása nem változtatja meg szignifikánsan az átviteli függvényt. Feltételezhetően egy ilyen gyök eltávolítása külön-

külön sem befolyásolja túlságosan az átviteli függvény számláló és nevező polinomjait sem. Az inicializáló eljárás tehát a következő:

Amennyiben a 2' lépés eredménye „nem túl rossz” – mely esetben valószínűleg a jelölt eltávolítható lenne a gyökök kismértékű átrendezésével – a redukált fokszámú (nem parametrikus) számlálót és nevezőt használjuk az inicializáláshoz. Amennyiben a hiba nagy – mely esetben a gyök vagy nem eliminálható, vagy a többi gyök nagyobb átrendezése szükséges – az előző jó minőségű, nem redukált (nem parametrikus) számlálót és nevezőt használjuk az algoritmus inicializálásához (részletesen lásd az F3. függelékben).

- A 3' lépésben a döntés a becsült költségfüggvény alapján történik: amennyiben az kisebb, mint az [5] alapján számított maximális megengedett érték, akkor a redukált fokszám elfogadható, ellenkező esetben visszautasításra kerül.
- A 3'' lépésben az illesztés minőségét kombinált teszttel vizsgáljuk: a költségfüggvényen kívül a hibafüggvényen korrelációs tesztet is futtatunk [29]. (A tesztek leírását lásd az F3. függelékben).
- Mivel az automatikus modellszelekciós algoritmusban felülről lefelé keresését valósítottam meg, a gyök-eliminációs fázisban magas modell-fokszámok jelenhetnek meg. Az algoritmusok numerikus stabilitását a hagyományos hatvány-polinomok alkalmazása helyett ortogonális polinomok [31] segítségével biztosítottam. Ezzel a megoldással akár 100/100 fokszámú rendszerek is sikeresen kezelhetők.

D. fokszám redukció (laza modell)

A második fokszám redukciós lépés némileg gyengébb minőségű, de alacsonyabb fokszámú „laza” modellt állít elő a C. komponensben validált minőségű modellből kiindulva. Az gyakorlati esetek jelentős részében a felhasználó számára a kisebb fokszámú modell is elfogadható pontosságú lehet: a rendszer által szolgáltatott két modell (validált és laza) közül a felhasználó választhatja ki a számára alkalmasabbat.

A C. és D. komponensek közötti különbség mindössze a 3'' lépésben alkalmazott ellenőrzési lépésben van. Míg a validált modell esetén (C. komponens) egy kombinált költségfüggvény- és korrelációs teszt- alapú tesztet alkalmazunk, addig a laza modell előállításához a teszt csak a költségfüggvényt alkalmazza, melyet az ellenőrzés során a validált modell költségfüggvényéből származtatott maximális költségfüggvényhez hasonlítunk (a részleteket lásd az F3. függelékben).

2.3.3 Modellek értékelése

Az automatikus identifikációs eljárás által előállított modelleket felhasználásuk előtt validálni és értékelni kell. Mivel a felhasználónak sok esetben nincs elegendő háttérismerete és gyakorlata a hagyományos validációs tesztek (pl. elméleti és empirikus költségfüggvények, korrelációs tesztek) értelmezéséhez, a javasolt rendszer kiegészíti ezen mértékeket könnyen érthető információkkal a modell minőségéről, az esetlegesen nem modellezett dinamikus tulajdonságokról és a nemlineáris torzítás hatásáról.

A korrelációs teszt alapján eldönthető, hogy a rendszer lineáris viselkedését teljes mértékben sikerült-e modellezni [29]. A korrelációs teszt az esetleg jelenlévő (nem modellezett) nemlineáris hatások mértékéről is ad becslést. Az átlagos hibateljesítmény és az átviteli függvény frekvencia szerint vett átlagos varianciájának hányadosa a modellillesztés általános minőségéről ad információt. A rendszer által szolgáltatott szöveges magyarázat alapján még a kevésbé tapasztalt felhasználók is könnyen kiválaszthatják a szolgáltatott modellek közül a számukra megfelelőt (lásd pl. a 2.13 ábrát).

2.3.4 Kísérleti eredmények

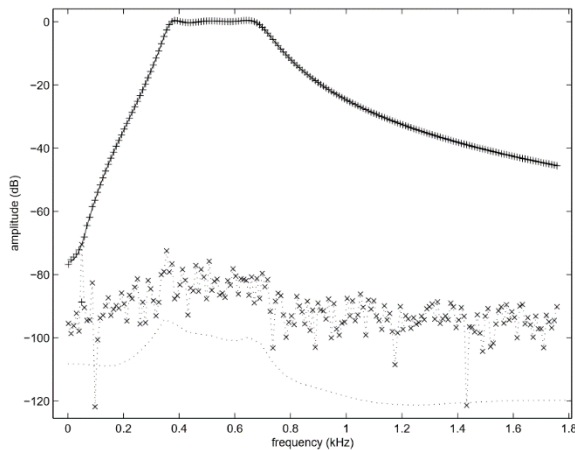
Az automatikus modellszelekciós eljárás működését három mérési adaton és egy szimulációs példán keresztül illusztrálom. A példák nehéznek minősíthető identifikációs feladatok széles körét ölelik fel. Az első példa egy Brüel&Kjaer passzív aluláteresztő szűrő, ahol a jel-zaj viszony nagyon jó, így a kis nemlineáris torzítás is zavaró hatású. A második példa egy mechanikus rendszeren végzett mérésen dolgozik, a mérések kis jel-zaj viszonytal és magas nemlineáris torzítással rendelkeznek. A harmadik példa egy CD lejátszó radiális komplex szervo rendszerét modellezi. A negyedik példa egy szimulált, igen magas fokszámú Wilkinson-típusú rendszert mutat be. A 2.11-2.13. ábrák az egyes rendszerek mérési adatait és az automatikus rendszer által generált szöveges információkat mutatja be.

Az ábrák jelölésrendszere a következő:

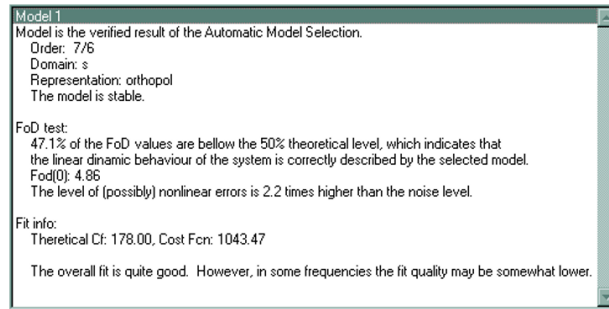
- mért átviteli függvény (+),
- becsült átviteli függvény (folytonos vonal),
- az átviteli függvény varianciája (pontosított vonal),
- maradó hiba (x pontosított vonallal).

2.3.4.1 Brüel&Kjaer aluláteresztő szűrő

A szűrő mért átviteli függvénye és a becsült variancia a 2.11 (a) ábrán látható a becsült modellel és annak hibájával együtt. Az adatok 10 szinkronizált mérést tartalmaznak 185 frekvenciapontban. Az ábra a validált 7/6 fokszámú modellt mutatja; ebben az esetben a rendszer nem tudott olyan alacsonyabb fokszámú (laza) modellt szolgáltatni, amely kielégítette volna a D. lépésben támasztott követelményeket (tehát a 7/6 modell optimális). A rendszer által szolgáltatott szöveges információ a 2.11. (b) ábrán látható.



(a)

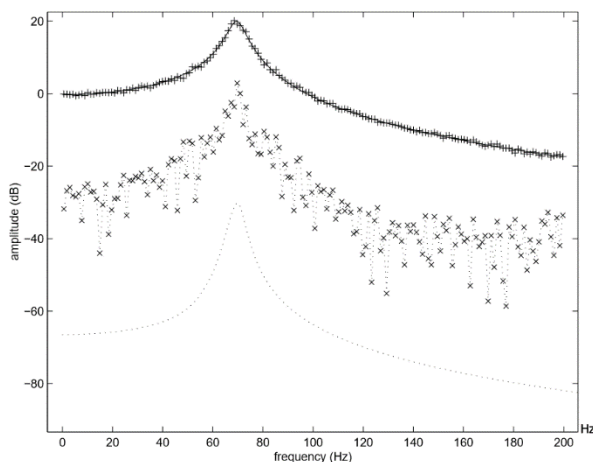


(b)

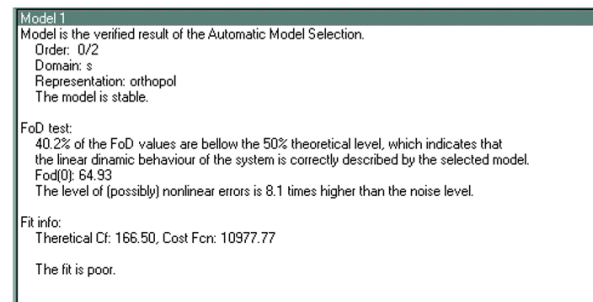
2.11. ábra: Brüel&Kjaer aluláteresztő szűrő. (a) Mérési adatok és identifikációs eredmények, (b) validációs üzenet

2.3.4.2 Másodfokú mechanikus rendszer

A mérés egy másodfokú mechanikus rezgő rendszer (tömeg, csillapítás, nemlineáris rugó) elektronikus áramkörrel való szimulációján készült 10 szinkronizált méréssel 107 frekvenciapontban. Ugyan a rendszer a lineáris viselkedést helyesen modellezi, az illeszkedés mégis gyenge, az erős nemlineáris hatás miatt (lásd 2.12 (a) ábra). A rendszer a várt 0/2 fokszámot produkálta, amelyhez tartozó szöveges üzenet a 2.12 (b) ábrán látható.



(a)

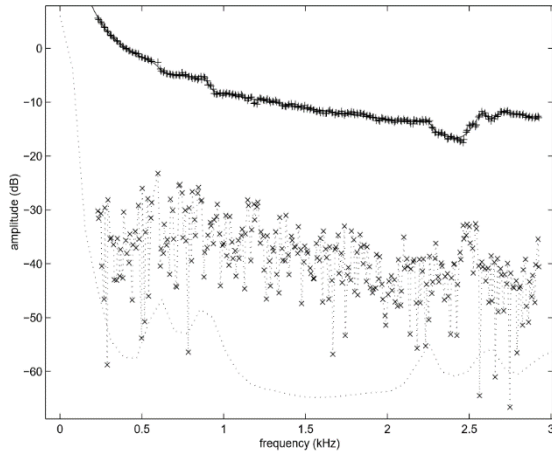


(b)

2.12. ábra: Mechanikai rendszer. (a) Mérési adatok és identifikációs eredmények, (b) validációs üzenet

2.3.4.3 CD lejátszó radiális szervó rendszere

A példa egy Philips CD320/00G típusú CD lejátszó radiális szervó rendszerén készült méréseket mutatja 16 kísérlet eredményeiből, 281 frekvenciapontban. Mivel a nyílt hurokban való mérés nem lehetséges, a rendszer zárt hurokban működött külső gerjesztőjel alkalmazásával és a szervó rendszer ki- és bemeneti jelei kerültek rögzítésre. Az automatikus identifikációs eljárás itt egy 14/15 fokú validált modellt és egy 7/8 fokú laza rendszert javasolt. Az eredmények a 2.13. ábrán láthatók a validációs üzenetekkel együtt.



(a)

```

Model 1
Model is the verified result of the Automatic Model Selection.
Order: 14/15
Domain: s
Representation: orthopol
The model is not stable.

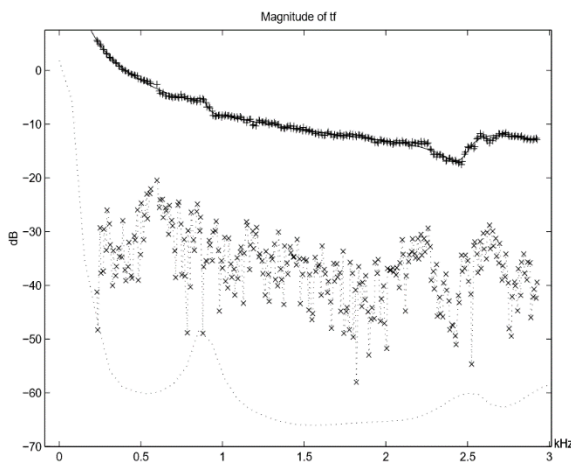
FoD test:
34.6% of the FoD values are below the 50% theoretical level, which indicates that
the linear dynamic behaviour is described by the selected model,
but unmodelled dynamics may be present.
Fod(0): 4.45
The level of (possibly) nonlinear errors is 2.1 times higher than the noise level.

Fit info:
Theoretical Cf: 266.00, Cost Fcn: 1450.23

The overall fit is quite good. However, in some frequencies the fit quality may be somewhat lower.

```

(b)



(c)

```

Model 2
Model is the not verified (lower order) result of the Automatic Model Selection
Order: 7/8
Domain: s
Representation: orthopol
The model is not stable.

FoD test:
21.2% of the FoD values are below the 50% theoretical level, which indicates that
the linear dynamic behaviour is described by the selected model,
but unmodelled dynamics may be present.
Fod(0): 3.08
The level of (possibly) nonlinear errors is 3.0 times higher than the noise level.

Fit info:
Theoretical Cf: 273.00, Cost Fcn: 2751.96

The overall fit is quite good. However, in some frequencies the fit quality may be somewhat lower.

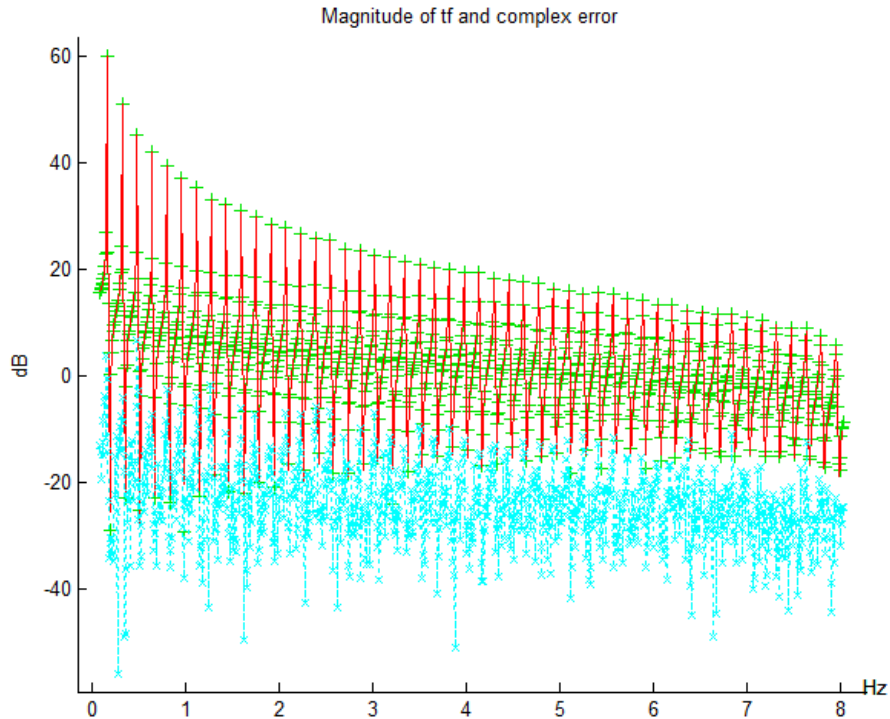
```

(d)

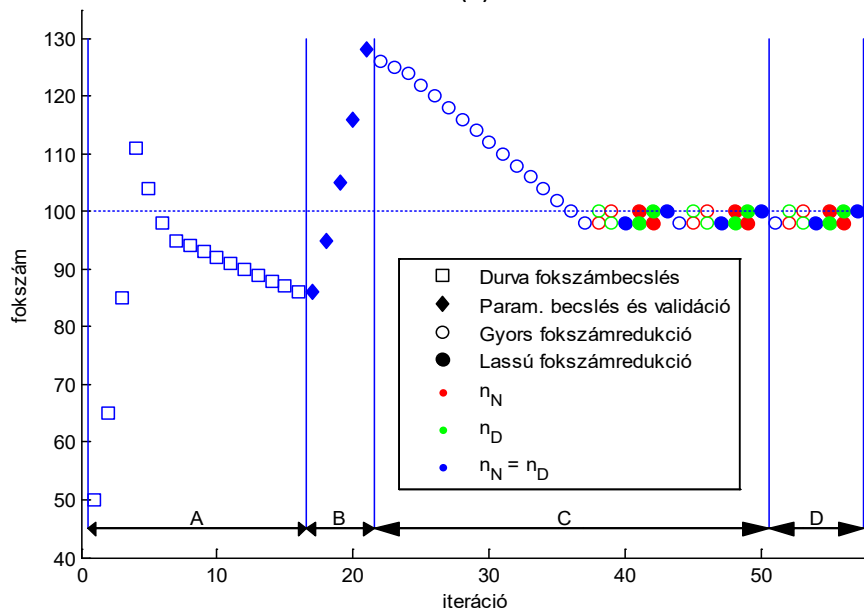
2.13. ábra: CD lejátszó radiális szervo rendszere. (a) Mérési adatok és a validált modell, (b) szöveges üzenet a validált modellhez, (c) mérési adatok és a laza modell, (d) szöveges üzenet a laza modellhez

2.3.4.4 Wilkinson-típusú rendszer

A példa egy szimulált 100/100 fokszámú Wilkinson-típusú rendszert [32] tartalmaz 10 szinkronizált méréssel 1001 frekvenciapontban. Az identifikáció végeredménye a 2.14. (a) ábrán látható, a szimulált bemenet miatt nyilvánvalóan kiváló illeszkedési tulajdonságokkal (elméleti költségfüggvény: 900.5, empirikus költségfüggvény: 1006.0). A 2.13 (b) ábra az automatikus rendszer működését illusztrálja iterációs lépésenként. A függőleges tengelyen az adott iterációban tesztelt fokszámok (n_N és n_D) láthatók. A markerek az iterációs lépés során végrehajtott műveletet azonosítják (üres négyzet: durva fokszámbecslés, telt rombusz: paraméterbecslés és korrelációs teszt, üres kör: gyors fokszámredukció, telt kör: lassú fokszámredukció paraméterbecsléssel). A telt markerek lassú, az üres markerek pedig gyors lépéseket jelölnek. A fokszámokat színek azonosítják: a számláló fokszámát piros szín, a nevezőt zöld szín jelöli, amennyiben pedig a két fokszám megegyezik, azt kék szín mutatja (a feladat jellegéből fakadóan az iteráció során két fokszám gyakorta megegyezik).



(a)



(b)

2.14. ábra: 100/100 fokú Wilkinson rendszer. (a) Mérési adatok és a validált modell, (b) az algoritmus működése

A 2.14 (b) ábra szerint az iteráció az 50/50 fokszámmal kezdődik, ami a durva fokszámbeclés (A. fázis) szerint túlságosan alacsony fokszám, így négy iterációs lépés múlva a fokszám 100/100 fölé emelkedik, amit a gyors fokszámbeclés a továbbiakban egészen 86/86-ig csökkent a 16. iterációs lépésig. Jól látható, hogy a példában a várakozással ellentétben nem sikerült konzervatív fokszámbeclőt előállítani. A túl alacsony fokszám a következő parametrikus beclés és validációs teszt (B. fázis) során megbukik és néhány iteráción belül ismét 100/100 fölé emelkedik. A paraméterbeclő algoritmus itt két alkalommal is lokális

minimumba téved (a 19. és 20. iterációs lépésben) és ezért a fokszám tovább nő egészen 128/128-ig, ahol jó illesztést sikerül elérni. Onnan a fokszámredukciós eljárás (C. fázis) a fokszámot a gyors algoritmussal 15 iterációs lépésben 100/100-ra csökkenti, majd sorozatos gyors és lassú próbálkozások után az algoritmus a validált modellt 100/100-as fokszámmal állítja elő az 50. iterációs lépésben. A csökkentett fokszámú (laza) modell előállítás (D fázis) nem sikerül, mert a fokszám kismértékű változtatása is az illeszkedési tulajdonságok drasztikus romlásához vezet, így a laza modell is 100/100 fokszámúnak adódik az 57. iterációs lépésben.

2.3.5 Összefoglalás

A rendszeridentifikációs eljárások gyakorlati felhasználói gyakorta nem rendelkeznek mély ismeretekkel a rendszeridentifikáció témakörében. Ilyen felhasználotól nem várható el a bonyolult és sok paraméterrel rendelkező eljárások megfelelő használata, számukra sokkal inkább egy teljesen automatikus eljárás lenne kívánatos. Míg kutatások az identifikációs eljárások számos elemét önállóan vizsgálták, ilyen egységes és könnyen kezelhető módszer korábban nem állt rendelkezésre.

Kidolgoztam egy teljesen automatikus frekvenciatartománybeli modellszelekciós eljárást, amely a felhasználotól mindössze a mérési eredményeket várja bemenetként és kimenetként a vizsgált rendszer identifikált és validált modelljét képes szolgáltatni, a gyakorlatlan felhasználó számára értelmezhető szöveges értékeléssel együtt. A módszer a következő lépésekből áll. A mérési adatok előfeldolgozása után (A) durva fokszámbecslést végzünk egy nemparametrikus, gyors becslési eljárás segítségével. A becsült fokszám segítségével (B) a modell parametrikus becslése után validációs tesztet végzünk és szükség esetén a fokszámot növeljük, amíg a validáció sikeres nem lesz. A validált (szükségesnél magasabb fokszámú) modelltől a felesleges gyököket eltávolítva csökkentett fokszámú modelleket állítunk elő egy gyors nemparametrikus modellredukciós eljárás segítségével (C). Szükség esetén a folyamatba időnként egy lassú parametrikus modellbecslési eljárást iktatunk be, amely a gyökök átrendezése után lehetővé teszi a gyors eljárás ismételt alkalmazását. A modellredukciós eljárás végén egy validált, alacsony fokszámú modell áll rendelkezésre. A redukciós eljárás további alkalmazásával egy nem validált, de még jó minőségű, alacsonyabb fokszámú modellt is előállítunk (D). A (C) és (D) lépésben előállított modelleket rövid, érthető, szöveges magyarázattal együtt prezentáljuk a felhasználó számára.

Kapcsolódó saját publikációk: [S6], [S7].

2.4 Az eredmények hasznosítási lehetőségei és hasznosulása

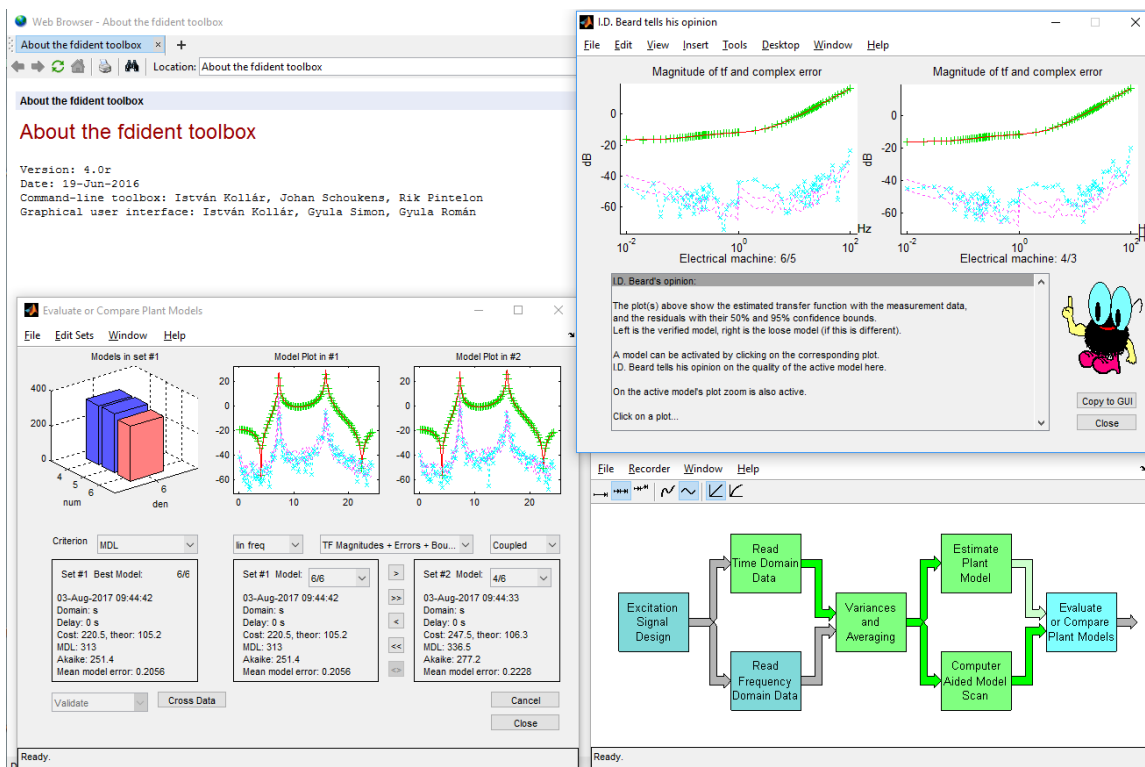
A javasolt módszerek és eljárások kifejlesztése valós gyakorlati igények mentén történt. Multiszinuszos (általában periodikus) jelek gerjesztésként való alkalmazása, illetve a válaszjelek mérése számos alkalmazási területen típusfeladatnak számít: a precíziós mérés technika területén pl. eszközök kalibrációjára alkalmaznak multiszinuszos jeleket [33], [34], [35], [36], az analóg-digitális átalakítók tesztelése során pedig a nagy tisztaságú szinuszos gerjesztés torzított periodikus válaszjelét mérik [37], [38], [39]. Rendszerek nemlineáris torzításának mérésére szintén multiszinuszos jelek alkalmazását javasolták [40]. Az impedanciamérő alkalmazások jelentős része szintén multiszinuszos jelekkel operál [41], legyen az elektromos [36], [42] vagy bio-impedancia [43], [44], [45]. Rendszerek átviteli tulajdonságainak mérése során gyakori megoldás a multiszinuszos gerjesztés, pl. vezeték nélküli kommunikációs rendszerek tesztelése [46], helyiségek akusztikus impulzusválaszának mérése [47], vagy akár fotoszenzorok átviteli függvényének mérése [48] során.

Multiszinuszos jelekkel gerjesztett rendszerek kimenetének méréséből a rendszer állapotára, illetve egyes hibaállapotaira lehet következtetni, pl. transzformátorok [49], szigetelések [50], csapágyak [51], járművek [52], különféle mechanikai rendszerek [53], [54], akkumulátorok [55], [56] vizsgálata során, vagy fémek korróziós állapotának ellenőrzése esetén [57], [58], [59]. De a multiszinuszos jelek mérés technikájával olyan érdekes alkalmazási területeken is találkozhatunk, mint műanyagok öngyógyító mechanizmusainak vizsgálata [60], rovarok detektálására [61], árapály jelenségek vizsgálata [62], vagy passzív rádiófrekvenciás címkék lokalizációja [63].

Modellparaméterek becslése szintén számos alkalmazási területen felmerülő probléma, ahol a felhasználók tipikusan az alkalmazási terület szakemberei, de a rendszeridentifikáció témakörében nem feltétlenül rendelkeznek mély ismeretekkel: építmények, műtárgyak, gépek állapotmonitorozása során az egyik alapvető módszertan a modell-alapú megközelítés, amikor a mérések alapján a megfigyelt rendszer parametrikus modelljét felépítve a paraméterek változásából következtethetünk strukturális meghibásodásokra [64], [65]. A módszer széles alkalmazási körben használható, alkalmazzák pl. repülőgépek állagvizsgálatára [66], [67], [68], hidak [69], [70] vagy vasútvonalak [71], [72] állapotfelmérésére. Számos irányítási feladatban szükséges az irányított berendezés mechanikai modelljének ismerete, ilyenkor pl. az ipari robotok modelljét identifikáció segítségével építik fel [73], [74], [75], [76]. Igényes audio-rendszerek létrehozásakor vagy telepítésekor gyakori feladat akár a környezet, akár a berendezés (pl. hangszóró) akusztikus modelljének felállítása [77], [78], [79]. Hangszerek szoftveres szimulációjához a hangszer modelljének ismerete szükséges, pl. zongora [80], orgona [81], fúvós hangszerek [82] esetén. Az identifikáció alkalmazása egészen távoli területeken is felmerül, pl. elektromos hálózatok terhelés-előrejelzése [83], [84], [85], [86], vagy gazdasági folyamatok modellezése és prognosztizálása kapcsán [87], [88], [89].

A javasolt módszerek mindezen széles alkalmazási környezet felhasználói számára adnak reális lehetőséget szakszerű és pontos modellalkotás végrehajtására.

A kidolgozott identifikációs módszerek a gyakorlati alkalmazására és továbbfejlesztésére a Kollár I., J. Schoukens és R. Pintelon által kifejlesztett Frekvenciatartománybeli Identifikációs (FDIDENT) Toolbox-ban került sor (lásd a 2.15. ábrát). További eredményként kialakításra került egy felhasználóbarát, grafikus felhasználói környezet, amely integrálja és intuitív módon segíti a megfelelő módszerek kiválasztását, felhasználását ([S8], [S9], [S10], [S11], [S12]). A Toolbox jelenleg is kereskedelmi forgalomban kapható, illetve non-profit célra ingyenesen felhasználható [13].



2.15. ábra: A MATLAB FDIDENT Toolbox felhasználói felülete

2.5 Új tudományos eredmények összefoglalása

I. téziscsoport: Robusztus modellparaméter-becslő eljárások

1. tézis. Eljárás robusztus szélessávú multiszinuszos gerjesztőjelek tervezésére

Új eljárást adtam szélessávú multiszinuszos gerjesztőjelek tervezésére. A javasolt módszerrel tervezett jelek előnye, hogy csonkolásuk (azaz egy rövidebb időtartamú részletük alkalmazása) esetén fellépő szivárgás hatásával szemben sokkal robusztusabbak, mint a hagyományos Schroeder módszerrel származtatott gerjesztőjelek, miközben csúcstényezőjük azokéval összemérhető.

- 1.1. Statisztikai alapú becslőt adtam a véletlen fázisú multiszinuszos gerjesztőjel csonkolás okozta szivárgásából eredő csillapításának számszerűsítésére.*
- 1.2. Kísérleti úton megmutattam, hogy a csúcserő-optimizáló algoritmusok az inicializáló véletlen fázisú multiszinuszos jel statisztikai tulajdonságait érdemben nem befolyásolják. Ezen tulajdonság alapján új algoritmust javasoltam robusztus multiszinuszos gerjesztőjelek tervezésére.*

Multiszinuszos gerjesztőjelek felhasználása rendszeridentifikáció céljára igen gyakori, ezek tervezésére jól bevált és gyakran alkalmazott jeltípus a Schroeder multiszinuszos jel, mely egyszerűen tervezhető és igen kedvező csúcstényezőjű [22]. Tapasztalatlan felhasználók által gyakorta elkövetett hiba a gerjesztőjel csonkolása (pl. mérés félbeszakítása, vagy a gerjesztőjel kettéosztása identifikációs és validációs célra), amely az eredetileg teljes periódusú jel helyett tört periódusú jelet eredményez. Megmutattam, hogy a csonkolásos felhasználás során a Schroeder multiszinuszos igen kedvezőtlenül viselkedik, a csonkolás hatására a gerjesztendő frekvenciatartományban igen nagymértékű csillapítás léphet fel, ami a mérés jel-zaj viszonyát kedvezőtlenül befolyásolja.

Statisztikai alapú becslőt adtam az egy teljes periódusból álló, véletlen fázisú multiszinuszos gerjesztőjelek csonkolásából eredő csillapításának számszerűsítésére. Ennek segítségével megmutattam, hogy a csonkolásból adódó veszteség a véletlen fázisú multiszinuszos gerjesztőjelek felhasználása esetén alacsony (tipikus paraméterek esetén 1-3 dB), ami lényegesen kedvezőbb, mint a Schroeder multiszinuszos (akár 30-40dB nagyságrendű) csillapítása.

Kísérleti úton megmutattam, hogy az irodalomban ismert és széles körben használt csúcserő-optimizáló algoritmusok [17], [18] az inicializáló jel statisztikai tulajdonságait érdemben nem befolyásolják: a jelkomponensek véletlenszerű fázisát az optimalizálás megőrzi, így a csillapításra adott statisztika becslők az optimalizálás után is érvényesek maradnak. Ezen tulajdonság alapján új algoritmust javasoltam robusztus multiszinuszos gerjesztőjelek tervezésére: a tervezés véletlen fázisú multiszinuszos gerjesztőjelből indul, majd erre a jelre alkalmazunk csúcstényező optimalizálást. A tesztek tanúsága szerint a tervezett jelek csúcstényezője hasonló, illetve esetenként jobb, mint a hagyományos tervező módszerek által szolgáltatott jeleké, míg a csonkolásból eredő potenciális veszteség lényegesen alacsonyabb.

A tézis eredményeit leíró saját publikációk: [S1], [S2].

2. tézis. Hatékony számítási eljárás periodikus jelek spektrumának meghatározásához

Hatékony számítási eljárást javasoltam periodikus jelek spektrumának meghatározásához. A módszer alkalmas olyan nagy adatrekordok feldolgozására is, amelyek a korábbi módszerekkel nem voltak kezelhetők. Az eljárás nagyon rövid adatrekordok esetén is kedvező tulajdonságú, mivel ilyenkor is lehetőséget ad az empirikus variancia – fehér zaj esetén torzításmentes – becslésére.

- 2.1. Iteratív számítási eljárást adtam nem koherensen mintavételezett periodikus jelek spektrumának meghatározásához. A módszer számítási igénye $O(MN)$ és memóriaigénye $O(N)$, ahol M a harmonikus komponensek és N a minták száma.
- 2.2. A bemenő adatrekord méretének függvényében módszereket javasoltam az empirikus variancia-becslő számítására. Rövid adatrekordok esetén megadtam az empirikus variancia-becslő fehér mérési zajra torzítatlan becskőjét.

Iteratív eljárást javasoltam ismeretlen frekvenciájú periodikus jelek spektrumának hatékony meghatározására. Az első lépésben az alapharmonikus frekvenciájának közelítő ismeretében a lineáris least squares (LS) probléma megoldásával előállítom a spektrum becskőjét, majd ennek ismeretében a második lépésben újabb frekvenciabecslőt készítek egy nemlineáris LS (NLS) megoldás segítségével. A két lépést a konvergenciafeltétel bekövetkezéséig ismételve az LS értelemben lokálisan optimális frekvenciabecslő áll elő.

Az LS probléma megoldásához egy rezonátoros modell-alapú [28], rekurzív számítási eljárást alkalmaztam, míg a második lépésben a rezonátoros kerethez illeszkedő kvadratikus illesztéssel határoztam meg az új frekvenciabecslőt, ezáltal a javasolt megoldás alacsony memória- és számításiigénnyel rendelkezik.

Módszereket adtam az empirikus variancia számítására. Hosszú adatrekordok esetén ez blokkonként történő átlagolással, míg rövid adatrekordok esetén a rekurzív becskő mintánkénti eredményeinek felhasználásával történik. Rövid adatrekordok esetén megadtam a fehér mérési zajra torzítatlan empirikus variancia-becslő számítási módját.

A javasolt módszer előnyei:

- Lényegesen kevesebb erőforrást igényel, mint a hagyományos (mátrix alapú) megoldások: a hagyományos NLS módszer számítási- és memóriaigénye $O(MN^2)$ és $O(MN)$, míg a javasolt módszer esetén ezen értékek rendre $O(MN)$ és $O(N)$, ahol M a harmonikus komponensek és N a minták száma. Mivel valós feladatok esetén mind a memóriafelhasználás, mind a számítási igény nagyságrendekkel kisebb a hagyományos módszerekénél, a javasolt eljárás olyan nagyméretű feladatok megoldására is alkalmas, amelyeket korábban a hagyományos megoldási módszerrel nem lehetett kezelni.
- Hosszú adatrekordok esetén az empirikus középértékek és varianciák kiszámítása a hagyományos blokkos számítási eljárással történhet, de az új módszer előnye, hogy nem igényli az adatok szegmentálását, újraszinkronizálását és újrabecslését.

- Rövid adatrekordok esetén a hagyományos blokkos módszerrel a variancia nem becsülhető, a javasolt eljárással azonban a rekurzív becslő mintánkénti eredményeinek felhasználásával képes az empirikus variancia-becslő meghatározására ilyen esetekben is. A becslő fehér zajra torzítatlan, színes zajra azonban torzított, de a tesztek tanúsága szerint így is hasznos információt képes szolgáltatni a zaj formájáról.

A tézis eredményeit leíró saját publikációk: [S3], [S4].

3. tézis. Automatikus modellszelekciós eljárás lineáris idő-invariáns rendszerek identifikációjához

Teljesen automatikus modellszelekciós eljárást javasoltam lineáris időinvariáns (LTI) rendszerek paramétereinek frekvenciatartománybeli meghatározására. A javasolt módszer a mérési eredmények alapján minimális felhasználói közreműködéssel szolgáltatja a rendszer validált modelljét; egy csökkentett fokszámú, de még elfogadható minőségű modellt; valamint ezen modellek értékelését.

- 3.1. Az általam kidolgozott, és MATLAB programcsomag keretében megvalósított eljárás a mérési eredményekből, mint bemenetből indul ki, és operátori beavatkozás nélkül megadja a vizsgált rendszer identifikált és validált modelljét, amit egy csökkentett fokszámú, de még jó minőségű modellel, valamint a laikus felhasználók számára is könnyen érthető szöveges értékeléssel is kiegészít.*
- 3.2. Kidolgoztam az automatikus modellszelekciós eljáráshoz egy gyors, statisztikai alapú felső fokszámbecslő, valamint egy gyors fokszámredukciós eljárást.*

A módszer a következő lépésekből áll:

- Mérési eredmények előfeldolgozása. Itt a mért bemenő és kimenő jel spektrumának számítása, majd ezekből az empirikus középértékek, varianciák és kovarianciák származtatása történik meg az irodalomból jól ismert módszerekkel [2].
- Durva fokszámbecslés. A lépés során egy gyors nemparametrikus algoritmus [5] kiterjesztésével egy hozzávetőleges statisztikai fokszámbecslést végzünk. A módszer gyorsasága abban rejlik, hogy a rendszer hibáját a paraméterek tényleges kiszámítása nélkül becsli. A lépés eredményeképpen egy kezdeti, valószínűleg (de nem biztosan) kissé konzervatív fokszámbecslő áll rendelkezésünkre.
- Paraméterbecslés és modell-validáció. Mivel az előző lépésben alkalmazott gyors algoritmus sztochasztikus, így lehetséges, hogy a kezdetben becsült fokszám a várakozások ellenére mégis túl alacsony. Ebben a lépésben ténylegesen kiszámoljuk a becsült fokszámhoz tartozó paramétereket és validációs tesztet hajtunk végre a maradó hibán [29]. Amennyiben a becslő a teszten megbukik, a fokszámot növeljük és a lépést addig ismétljük, amíg megfelelő minőségű becslőt nem kapunk. A lépés eredményeképpen egy validált, ám a kelletténél valószínűleg magasabb fokszámú becslőt kapunk.

- Fokszámredukció I. Ebben a lépésben a bemeneti modell fokszámát iteratíván csökkentjük mindaddig, amíg a redukált modell még mindig kielégítő pontosságú. A fokszámcsökkentést pólusok, zérusok, vagy pólus-zéró párok eliminálásával végezzük, ahol a potenciális gyökök kijelölése Rolain szignifikancia-tesztjének segítségével történik [5]. Minden potenciális gyök eliminálása után ellenőrizzük a maradó modell minőségét: sikeres teszt esetén a csökkentett fokszámú modellel folytatjuk az iterációt, sikertelen teszt esetén pedig másik gyökkel próbálkozunk. A sebesség növelése érdekében a modell minőségét egy gyors nemparametrikus teszt segítségével ellenőrizzük; amennyiben ez a módszer már nem vezet eredményre, egy lassú parametrikus identifikációs lépéssel – a becslő algoritmus alkalmas inicializálásával – az átviteli függvény gyökeit újra becsüljük és a modellt validáljuk. Minden sikeres validáció után ismét visszatérünk a gyors teszthez. A két módszer váltogatásával gyors konvergencia és pontos becslő érhető el. A lépés eredményeképpen előáll egy olyan minimális fokszámú parametrikus modell, amely teljesíti egy komplex validációs teszt minden elvárását.
- Fokszámredukció II. Mivel a gyakorlati esetek egy részében előnyösebb lehet az alacsony fokszámú modell alkalmazása akár a pontosság némi csökkentése árán is, ez a lépés tovább csökkenti a modell fokszámát. Az algoritmus a validált fokszámredukciós lépéshez hasonlóan működik, de itt egy – a validált modellből származtatott – enyhébb minőségi tesztet alkalmazunk.
- Validáció. Ebben a lépésben a korábban származtatott modellek validálása és értékelése történik meg. Az elméleti és mért hiba aránya, valamint a korrelációs teszt eredménye alapján a rendszer szöveges értékelést készít, mely alapján a gyakorlatlan felhasználó is képes eldönteni, hogy a származtatott modellek közül melyik modell alkalmas céljai elérésére.

A tézis eredményeit leíró saját publikációk: [S6], [S7].

Az I. téziscsoporthoz szorosan kapcsolódó, egyéb saját publikációk: [S5], [S8], [S9], [S10], [S11], [S12].

3 Robusztus pozícióbecslő eljárások

A pozícióbecslés mérési eljárásaival összefüggésben számos fizikai jelenséghez (elektromágneses jelek, hang, mágneses tér, mozgásállapot-változás) kapcsolódó mérési módszer megjelent. A manapság kültérben leggyakrabban alkalmazott GPS a rádióhullámok futási idejének (illetve időkülönbségének) mérésén alapul [90]. A hasonló elven működő rádiós futásidő-alapú módszerek a beltéri helymeghatározásban is egyre nagyobb helyet követelnek maguknak. Ezek a visszhangok hatásának csökkentése érdekében ultra-szélessávú (UWB) jeleket alkalmaznak a távolságok mérésére [91], [92], a pontosságot pedig különféle fázismérési technológiákkal próbálják növelni [93]. A futásidő méréséhez szükséges mérőeszközök már kereskedelmi forgalomban is olcsón beszerezhetők [94], [95], [96].

A rádióhullámokkal ellentétben a hanghullámok futásidejének mérése technikailag egyszerű feladat – ezek alacsony terjedési sebessége miatt –, ebben a közegben akár természetes eredetű hanghullámok [97], [98], [99], akár ultrahang alkalmazása is felmerül [100]. Kvadratúra-detektorok és parabolikus interpoláció felhasználásával akár centiméter alatti pontosság is elérhető – jó rálátási viszonyok között [101].

Mind rádióhullámok, mind hanghullámok alkalmazása esetén felmerül a beérkezési irányok becslésének lehetősége, ez azonban némileg komplexebb mérőberendezéseket tételez fel [102], [103], [104].

Alacsonyabb (néhány méter) pontossági igényű beltéri helymeghatározó rendszerek kedvelt mérési eljárásai a rádióhullámok terjedési tulajdonságait használják ki: a jelek vevőben mért térerőssége (RSSI) korrelál az adó és vevő távolságával. Nagy előnye ennek a módszernek, hogy a jeladók akár létező infrastrukturális elemek is lehetnek (pl. WiFi routerek, Bluetooth eszközök, vagy egyéb rádiós eszközök). A helymeghatározás elvégezhető, ha ismert a jeladók pozíciója és a jel terjedési modellje [105]. A terjedési modell azonban a beltéri helyszín sokszínűsége és változékonysága miatt általában alacsony pontosságú, ezért magasabb pontossági igények esetén az RSSI méréseket pl. rádióhullámok iránymérésével együttesen is alkalmazzák [106]. Gyakori megoldás, hogy a rendszer telepítésekor a mért RSS jelek alapján térképet készítenek és a lokalizálást ezen térképek segítségével végzik el [107].

Helymeghatározás céljára felhasználható a mágneses mező változása is. A mágneses mező tulajdonságait – ellentétben a rádióhullámokéval – nem befolyásolják a jelenlévő emberek vagy bútorok. A mérés alapját szolgáló mágneses mező mesterségesen is előállítható (pl. pulzáló mágneses mező), és ennek nagysága és iránya a térben mérhető. A gyakorlatban több generátor alkalmazásával határozzák meg a vevő pozícióját [108]. Más megoldások a mesterséges jeladók alkalmazása helyett a Föld mágneses mezejét, illetve annak kismértékű változásait használják ki: ezen módszerek egy előzetes mágneses térkép elkészítését igénylik [109], [110].

Személyek mozgás közbeni lokalizálására gyakran alkalmaznak – a manapság már mobil eszközökben is igen elterjedt – mozgásérzékelő eszközökön (gyorsulásérzékelő, iránytű, giroszkóp) alapuló módszereket (Pedestrian Dead Reckoning – PDR). Ezen rendszerek hátránya, hogy a felgyülemelő hibák miatt a pontosság idővel csökken, ezért nagyobb távolságokra gyakran más módszerekkel (pl. RSSI) párosítva alkalmazzák ezeket [111], [112].

A fény-alapú módszerek vagy kitűntetett fényforrások (jeladók), vagy a környezet tárgyairól visszavert fény érzékelésén alapulnak. Jeladók lehetnek hagyományos világítótestek vagy ezek módosított változatai (pl. Visible Light Communication – VLC alapú adattovábbítással). Fényerősség-érzékelők segítségével a jeladókból kibocsátott fény intenzitása mérhető, amiből azok távolsága becsülhető [113], [114], vagy irányérzékelők segítségével a fényforrás irányszöge mérhető meg [115], [116]. A legmodernebb 3-dimenziós érzékelők (pl. LIDAR, 3D-kamerák) segítségével a környezet 3-dimenziós modellje (pl. pontfelhő formájában) előállítható. A mért modell és egy ismert referencia modell (térkép) összehasonlításával a pozíció nagy pontossággal meghatározható [117], [118].

Pozíció meghatározására képfeldolgozási módszereket is gyakran alkalmaznak. Az egyszerűbb passzív, diszkrét pozicionálási módszerek pl. QR-kódokat alkalmaznak, amelyek az alkalmazás számára fontos pozíciókba kerülnek elhelyezésre. Bonyolultabb, jeladóként aktív fényforrásokat alkalmazó módszerek magasabb pontossági igényeket is képesek kielégíteni [119], [120], [121], [122], [S21], [S22]. Ezen módszereknek általában a VLC szerves részét képezi.

A dolgozatban bemutatott módszerek egyrészt futásidő-különbség (TDOA), másrészt szögműködés (ADOA) mérésekhez lettek kidolgozva, mindkét esetben konkrét alkalmazási követelményekhez igazodva. A bemutatott módszerek azonban nem kötődnek szorosan ezen alkalmazásokhoz, a kidolgozott módszertanok széles körben, más mérési alapokhoz is alkalmazhatók. A TDOA megoldást akusztikus környezetben alkalmaztuk és teszteltük, azonban a módszer a manapság egyre inkább terjedő UWB alapú mérési környezetekhez is jól illeszkedik. Az ADOA eljárást kamera alapú érzékelőkkel megvalósított rendszerrel teszteltük, de bármely más szögmérés alapú érzékelőhöz (fotodiódás irányérzékelő, rádiófrekvenciás iránymérő) illeszthető.

A pozícióbecslés legrégebbi módszerei a háromszögelés és trilateráció, melyek segítségével elemi geometria módszerekkel számítható a pozícióbecslő [123]. A pontosság és robusztusság növelése érdekében gyakran redundáns mérési adatok segítségével történik a becslés: a túlhatározott egyenletrendszert ilyenkor LS értelemben megoldva adódik a becslő. A LS megoldás mellett annak súlyozott WLS változata is elterjedten használatos pozícióbecslési technika ([124], [125]). Amennyiben rendelkezésre állnak járulékos *a priori* ismeretek, akkor lehetőség nyílik maximum likelihood (ML) becslők ([126], [127]) vagy Bayes-becslők [128] alkalmazására is. Ezen eljárások mindaddig jól alkalmazhatók, amíg a mérési hibák zajjellegűek, kiugró hibák jelenléte esetén azonban durva becslési hibákat eredményezhetnek.

A kiugró hibák kezelés robusztus rendszerekben elengedhetetlenül szükséges. A legtöbb robusztusnak tekintett lokalizációs eljárás explicit módon keresi és szűri a kiugró hibákat: egyes rendszerekben a lokalizációs eljárástól független anomália-detekciós technikákat

alkalmaznak a hibás eszközök szűrésére [129], [130], [131], mások a mérési eredményeken végeznek különféle topológiai hihetőség-vizsgálatokat [132], [133]. A szűrt mérések halmazát ezután valamelyik hagyományos becslési eljárásban alkalmazva az eljárás a kiugró hibákra robusztus lesz.

A dolgozatban merőben más megközelítésű kritériumon alapuló szenzorfúziós eljárásokat mutatok be. A hagyományos értelemben vett hibafüggvény (pl. négyzetes illeszkedési hiba vagy negatív log-likelihood) helyett egy $\lambda_\varepsilon(x, y, z)$ konszenzusfüggvényt alkalmazunk, amely a tér egy (x, y, z) pontjára azon érzékelők maximális számát adja meg, amelyek mérési eredményei adott ε hibahatár alatt lennének abban az esetben, ha a keresett pozíció valóban az (x, y, z) pontban lenne ([S13]-[S21]). A $\lambda_\varepsilon(x, y, z)$ függvény tehát az (x, y, z) hipotézist egymással konszenzusban támogató szenzorok számát adja meg, ahol a konszenzus megkövetelt „összhangját” az ε hibahatár határozza meg. A pozícióbecslő ebben a módszerben a konszenzusfüggvény maximumánál lesz. A konszenzusfüggvény származtatása a lokalizációs módszertől és a mért jellemzőktől függően igen változatos lehet, amelyek közül a dolgozatban két lehetőséggel foglalkozom: a futásidő-különbségen (TDOA) [S13]-[S24], valamint a szögmérésen (ADOA) [S21]-[S22] alapuló mérési eljárásokhoz kidolgozott konszenzusos becslési eljárásaimat mutatom be. Az eljárások közös jellemzője, hogy a kiugró hibákkal szemben nagymértékben robusztusak. Az explicit outlier-detekciós megoldásokkal ellentétben a kiugró értékek detektálása és eliminálása a becslési eljárásba építve, implicit módon valósul meg.

A 3.1. fejezetben bemutatom a TDOA mérésekhez kifejlesztett konszenzusalapú szenzorfúziós eljárást és annak működését arra az alapesetre, amikor az ismeretlen pozíciójú entitások egyetlen, jól azonosítható jelzést bocsátanak ki. A 3.2. fejezet az előbbi alapeljárás egy továbbfejlesztési lehetőségét mutatja be a becslés pontosságának növelése érdekében. A 3.2. fejezetben a TDOA módszert általánosítom arra az esetre, amikor a rendszerben több típusú és tetszőleges darabszámú jelzés lehetséges. A 3.4. fejezetben pedig egy ADOA környezetre adaptált konszenzusalapú becslési eljárást mutatok be.

3.1 Konszenzusalapú robusztus szenzorfüzió TDOA alapján történő helymeghatározáshoz

Helymeghatározó eljárások gyakorta alapulnak különféle (pl. akusztikus vagy rádiófrekvenciás) jelek futási idejének (Time of Arrival, TOA), vagy futási idő-különbségének (Time Difference of Arrival, TDOA) mérésén. Ezen módszerek nagy előnye, hogy az érzékelőn futó detekciós eljárás eredménye egy rövid (jelen esetben idő-) információ (1. lépés), amelyet a fúziós eljárás (2. lépés) felhasznál a becslő előállítására. Így ezekben a rendszerekben az érzékelő és a becslést végző egység között nagyon kis kommunikációs sávzélességre van szükség, ellentétben azon módszerekkel, amelyek a teljes mérési rekordot felhasználják a becslés során. Ez utóbbi egy lépéses módszerekre tipikus példák a jól ismert korreláció-alapú megoldások (pl. [135], [136]), melyek potenciálisan ugyan pontosabb becslőt eredményeznek, mint a kétlépéses módszerek, azonban alkalmazásuk az elosztott szenzorhálózatok erőforrás-szegényes környezetében nem lehetséges.

Ebben a fejezetben olyan új eljárást ismertetek, amely képes az általános TDOA probléma megoldására olyan környezetben is, ahol a rendelkezésre álló mérések nem csak mérési zajjal (vagyis kis mérési pontatlansággal) terheltek, hanem a mérések akár tetemes hányada teljesen használhatatlan is lehet (itt a mérési hiba tetszőlegesen nagy lehet). A kismértékű zajt és esetenként kiugró mértékű hibát tartalmazó hibamodell nagyon realiztikus és jól modellezi a valós mérési környezetet: a kismértékű zaj-jellegű hiba modellezi a mérési eszközök hibáját, a kalibrációs hibát, a külső zavaró hatásokat; míg az esetenkénti nagy hiba a rossz detekció hatását, a meghibásodott eszközöket, külső rosszindulatú támadások eredményét, illetve a takarások/visszhangok hatását írja le.

3.1.1 A TDOA helymeghatározási probléma

Adott egy ismeretlen $p_s = (x_s, y_s, z_s)$ helyzetű jelforrás, ami egy ismeretlen (véletlen) t_0 időpillanatban jelzést bocsát ki. (Ha a t_0 emissziós idő ismert, akkor a jóval egyszerűbb TOA problémával állunk szemben.) A jelzés a közegben ismert és állandó v sebességgel terjed.

Adott továbbá N darab érzékelő: S_i , $i = 1, 2, \dots, N$, ahol az S_i érzékelő pozíciója ismert a térben: $p_i = (x_i, y_i, z_i)$. Az érzékelők a jelzéseket képesek detektálni és megméri az érzékelések t_i , $i = 1, 2, \dots, N$ időpontjait. A t_i érzékelési idő a következőképpen fejezhető ki:

$$t_i = \tau_i + e_i, \quad (3.1)$$

ahol e_i a mérési hiba és τ_i az ideális érzékelési idő:

$$\tau_i = t_0 + \frac{\|p_s - p_i\|_2}{v} \quad (3.2)$$

Feltételezzük, hogy az érzékelők órái egymáshoz szinkronizálva vannak.

A p_i érzékelő pozíciók és a t_i érzékelési idők felhasználásával meghatározandó a jeladó ismeretlen $p_s = (x_s, y_s, z_s)$ pozíciója.

A probléma geometriailag jól kezelhető: mivel minden érzékelő-párhoz rendelhető egy – a két érzékelő érzékelési időinek különbségétől függő – hiperboloid felület, amelyen a jeladó szükségszerűen elhelyezkedik, így a geometriai probléma megoldását ezen hiperboloidok metszete adja. A feladat tehát nem degenerált érzékelő-elhelyezés esetén n dimenziós térben való lokalizáció esetén $n + 1$ érzékelővel megoldható. A rendszerek robusztusságának és pontosságának növelése érdekében azonban ennél (akár lényegesen) több érzékelőt is használhatunk. Ilyen esetekben alapvető kérdés a túlhatározott egyenletrendszer megoldásának módja. A hagyományos LS és ML megoldások egy $Cf(p)$ hibafüggvényt alkalmazva keresik azt a p_0 pozíciót, ahol $Cf(p)$ minimális. Ezen megoldások esetén azonban a kiugróan nagy hibájú mérések jelenléte (pl. visszhang miatti téves detekció) a becslőt jelentősen torzítja.

3.1.2 Konszenzusalapú szenzorfüzió

A következőkben a mérési hibákra nézve nagy mértékben toleráns, a mért értékek konszenzusán alapuló fúziós eljárást mutatok be TDOA alapú helymeghatározó rendszerek megvalósítására nagyszámú szenzor használata esetén ([S13], [S14], [S15]). A módszer automatikusan azonosítja és figyelmen kívül hagyja a megengedettnél nagyobb hibájú méréseket. A javasolt módszerben a konszenzusos megközelítés szerint a becslő azon p pozícióban található, ahol a legtöbb, adott hibahatáron belüli mérés támogatja azt a közös hipotézist, hogy a forrás a p pozícióban van.

Tegyük fel, hogy az ismeretlen pozíciójú forrás a tér $p = (x, y, z)$ pozíciójában van és a t_0 emissziós időpillanatban bocsát ki magából egy jelzést. A S_i szenzor és a forrás távolsága egyrészt a p és p_i pozíciókból, másrészt az ideális futásidőből (feltételezve az állandó v terjedési sebességet) kifejezhető:

$$d_i(x, y, z) = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} = (\tau_i - t_0)v \quad (3.3)$$

Definiáljuk minden S_i szenzorra a $T_i(x, y, z)$ függvényt a következőképpen:

$$T_i(x, y, z) = t_i - \frac{\sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2}}{v} \quad (3.4)$$

A (3.4) összefüggés szemléletes jelentése a következő: a szenzor a t_i mérés és saját ismert pozíciója alapján az emissziós időt $T_i(x, y, z)$ -nek becsli, *amennyiben* a forrás (x, y, z) pozícióban tartózkodik. A (3.1)-(3.4) összefüggések felhasználásával a $p_s = (x_s, y_s, z_s)$ forráspozícióban

$$T_i(x_s, y_s, z_s) = t_0 + e_i. \quad (3.5)$$

Tehát az ideális zajmentes esetben ($e_i = 0, \forall i$) igaz, hogy $T_i(x_s, y_s, z_s) = t_0, \forall i$. Amennyiben a mérések kismértékű hibát tartalmaznak ($e_i \neq 0$), úgy a $T_i(x_s, y_s, z_s)$ értékek nem lesznek egyenlők, hanem t_0 környékén, annak $\max(|e_i|)$ sugarú környezetében helyezkednek el. Amennyiben valamelyik S_k szenzor mérése kiugróan nagy hibát tartalmaz, akkor a $T_k(x_s, y_s, z_s)$ érték távol esik t_0 -tól és egyben a többi $T_i(x_s, y_s, z_s), i \neq k$ értéktől. Ha a $T_i(x, y, z)$ függvényt a forráspozíciótól eltérő $p_f = (x_f, y_f, z_f)$ pozícióban értékeljük ki, a

különböző S_i szenzorok által becsült $T_i(x_f, y_f, z_f)$ értékek nagy valószínűséggel különbözni fognak egymástól.

A működést a 3.1. ábra szemlélteti. Az S_1 - S_5 szenzorok jó rálátással rendelkeznek a p_s forráspozícióra, míg S_6 csak egy visszavert jelet tud érzékelni a 3.1 (a) ábra szerint. A t_1 - t_5 mérési idők így jó becslések, míg t_6 kiugróan nagy hibát tartalmaz. Zajmentes esetben a T_i emissziós-idő becslőket a forráspozícióban a 3.1 (b) ábra mutatja: $T_1 = T_2 = \dots = T_5 = t_0$, míg T_6 ezekről lényegesen eltérő értéket mutat a reflexió miatt megnövekedett futásidő miatt. A 3.1 (d) ábra ugyanezen esetet mutatja kismértékű zaj jelenléte esetén: az öt helyes méréshez tartozó T_i becslők továbbra is egy csoportban találhatóak, míg T_6 ettől a csoporttól távolabb helyezkedik el. A példában a becslők konszenzusának számszerűsítésére egy w szélességű f_w csúszó ablakot alkalmazunk: a csúszó ablakba eső becslők maximális száma itt 5. A 3.1 (c) és (e) ábrák a p_f – nem helyes – pozícióban számított T_i értékeket mutatják zajmentes és zajos esetben: itt az értékek nagymértékű szóródása figyelhető meg a korábbi szoros csoportosulással ellentétben. A korábbi csúszó ablakkal mérve a p_f pozícióban a becslők legnagyobb konszenzusos csoportja pusztán 2 elemű. A p_s pozíciót, mint hipotézist tehát 5, míg a p_f pozíciót mindössze 2 szenzor konszenzusa támogatja, így a példában p_s pozíció jobb hipotézisnek bizonyult, mint a p_f .

Definiáljuk az f_w csúszó ablakot a következőképpen:

$$f_w(\tau) = \begin{cases} 1 & \text{ha } |\tau| < \frac{w}{2} \\ 0 & \text{különben} \end{cases} \quad (3.6)$$

A $\lambda_w(x, y, z)$ konszenzuszfüggvény azon szenzorok számát adja meg, amelyek együttesen támogatják azon hipotézist, hogy a forrás az (x, y, z) pontban van:

$$\lambda_w(x, y, z) = \max_{t \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^N f_w(T_i(x, y, z) - t), \quad (3.7)$$

ahol w a megengedett legnagyobb konszenzus-hiba.

A megengedett legnagyobb konszenzus-hiba meghatározásához tegyük fel, hogy ismert az időmérés legnagyobb ΔT hibája, valamint a szenzorok pozícióbecslőjének legnagyobb Δs hibája. Ekkor w a következőképpen származtatható:

$$w \geq w_{MIN} = 2\left(\frac{\Delta s}{v} + \Delta T\right). \quad (3.8)$$

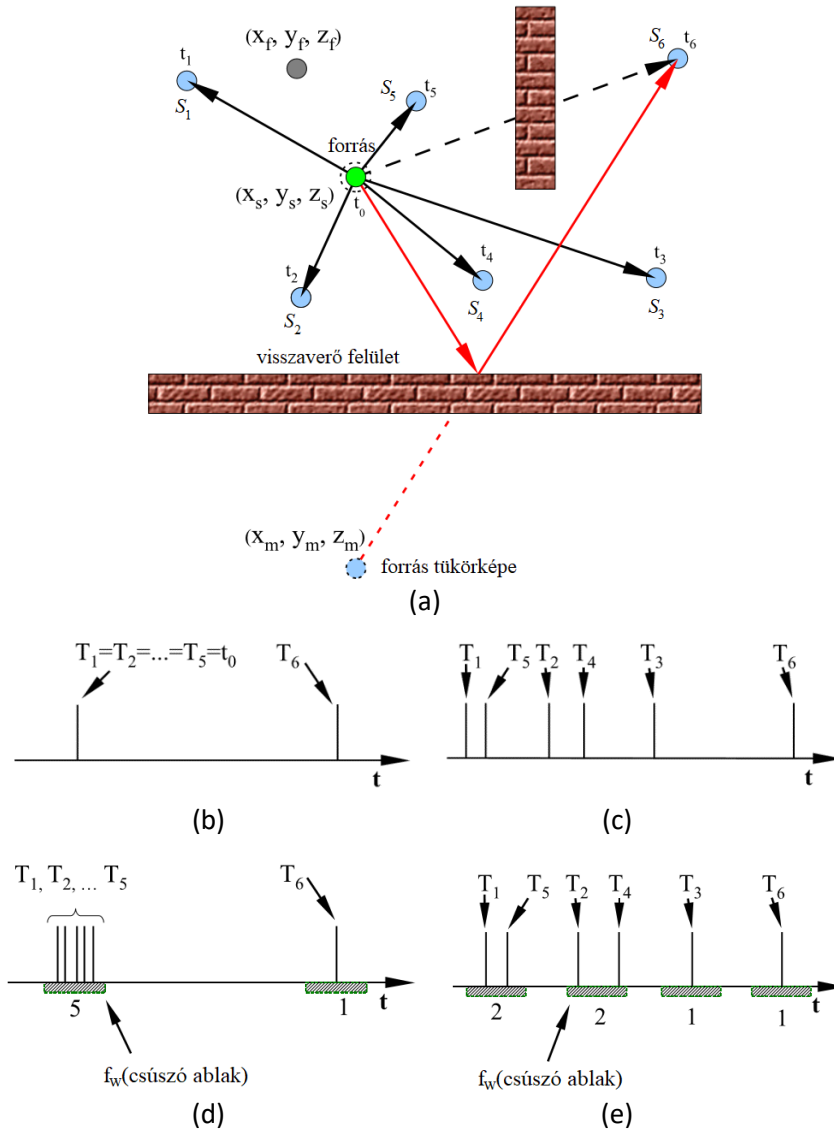
A ΔT hiba tartalmazza mind az időszinkronizáció hibáját, mind pedig a detekció során fellépő időbélyegzési hibát is, míg a Δs hiba a szenzorok pozíciójának becslésekor előforduló maximális távolság-hiba.

Legyen Ψ_w a tér azon (x_m, y_m, z_m) pontjainak halmaza, melyekre igaz, hogy

$$\lambda_w(x_m, y_m, z_m) = \max_{(x, y, z)} \lambda_w(x, y, z). \quad (3.9)$$

A forrás $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ pozícióbecslője a Ψ_w ponthalmaz aritmetikai középértéke:

$$(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) = \bar{\Psi}_w. \quad (3.10)$$



3.1. ábra: A TDOA alapú lokalizáció. (a) Mérési környezet hat szenzorral. S_1 - S_5 : közvetlen rálátással bíró szenzorok, S_6 : csak visszavert jelet érzékelő szenzor. (b) A T_i becslők eloszlása zajmentes esetben a valódi (x_s, y_s, z_s) forráspozícióban. (c) A T_i becslők eloszlása zajmentes esetben a forráspozíciótól különböző (x_f, y_f, z_f) pozícióban. A (d) és (e) ábrák a (b) és (c) esetek zajos megfelelőit mutatják a konszenzusfüggvény számításával együtt.

Megjegyzések:

- A $\lambda_w(x, y, z)$ konszenzusfüggvény a (3.7) szerinti definíció alapján hatékonyan, lineáris komplexitással számítható: a $T_i(x, y, z)$ értékeken végighaladva meg kell keresni a $[T_i(x, y, z), T_i(x, y, z) + w)$ intervallumokba eső $T_j(x, y, z)$ értékek darabszámainak maximumát.
- Praktikus esetekben ($w > 0$ esetén) a konszenzusfüggvény nem egyetlen pontban veszi fel maximumát, így a becslő előállításához szükséges empirikus közelítés a (3.10). Ennek feloldásáról lásd a 3.2. fejezetet.
- Konkáv Ψ_w esetén $\bar{\Psi}_w$ kívül eshet Ψ_w tartományán. Ekkor (3.10) helyett más módszerrel, a Ψ_w belsejében lévő pontot választhatunk becslőnek.

- A Ψ_w ponthalmaz mérete és formája hasznos és fontos információforrás a pozícióbecslő bizonytalanságáról. A Ψ_w halmaz felfogható egyfajta bizonytalansági tartománynak is. Lásd a gyakorlati példákat a 3.1.4 fejezetben.
- Elvileg nem garantálható, hogy Ψ_w egyetlen összefüggő ponthalmaz legyen: előfordulhat, hogy Ψ_w több, diszjunkt ponthalmazból áll. Ilyenkor több becslőt állítunk elő, melyek a diszjunkt ponthalmazok középpontjai. A helyes becslő kiválasztása ilyenkor felhasználói feladat, vagy itt nem részletezett további feldolgozási lépések vezetnek a helyesnek vélt becslő kiválasztására. Ilyen esetek a gyakorlatban ritkán fordulnak elő, de erre vezethetnek pl. erős visszhangos környezetek, amikor a visszhangok egy tükörkép pozícióját sikeresen erősítik (lásd pl. a 3.1 és 3.4.(b) ábrákat).

3.1.3 A konszenzuszfüggvény gyors kiértékelése

A pozícióbecslő (3.9) és (3.10) meghatározásához szükséges a (3.7) konszenzuszfüggvény maximumhelyének meghatározása. Praktikus esetekben a függvényt diszkrét pontokban értékeljük ki a keresési térben (pl. egy 5cm-es élhosszúságú rácson). Ilyenkor a nyers erő módszere nem alkalmazható: pl. egy 100m x 100m x 5m térben való helymeghatározáshoz a konszenzuszfüggvényt $4 \cdot 10^8$ alkalommal kellene kiértékelni, ami valós idejű felhasználásoknál nem kivitelezhető. A következőkben egy korlátozás és szétválasztás (Branch and Bound – B&B) típusú számítási eljárást mutatok be a konszenzuszfüggvény hatékony kiértékelésére. A keresési algoritmus helyességének igazolása érdekében először a konszenzuszfüggvény tulajdonságait leíró két elméleti eredményt mutatok be.

3.1. Lemma:

Legyen két pont a keresési térben $p = (x, y, z)$ és $p' = (x', y', z')$, ahol a két pont távolsága $\Delta p = |p - p'|$. Legyen továbbá $w = 2(\frac{\Delta s}{v} + \Delta T)$ és $w' = 2(\frac{\Delta s + R}{v} + \Delta T)$, ahol $\Delta p \leq R$. Ekkor igaz az alábbi összefüggés:

$$\lambda_w(x, y, z) \leq \lambda_{w'}(x', y', z') \quad (3.11)$$

Bizonyítás:

Tekintsük a p pontot és az ott számított $\lambda_w(x, y, z)$ konszenzuszfüggvényt. A (3.7) és (3.6) alapján létezik tehát egy olyan \bar{t}_0 időpillanat és $K = \lambda_w(x, y, z)$ darab szenzor – ezek indexei az általánosság korlátozása nélkül legyenek $i = 1, 2, \dots, K$ –, amelyek méréseire igaz, hogy

$$\left| t_i - \frac{d_i(x, y, z)}{v} - \bar{t}_0 \right| < \frac{w}{2} \quad (3.12)$$

A p' pontban vizsgáljuk ugyanezen $S_i, i = 1, 2, \dots, K$ szenzorokat. Legyen $\Delta d_i = d_i(x', y', z') - d_i(x, y, z)$. Ekkor

$$\left| t_i - \frac{d_i(x', y', z')}{v} - \bar{t}_0 \right| = \left| t_i - \frac{d_i(x, y, z) + \Delta d_i}{v} - \bar{t}_0 \right| \leq \left| t_i - \frac{d_i(x, y, z)}{v} - \bar{t}_0 \right| + \left| \frac{\Delta d_i}{v} \right| \quad (3.13)$$

Mivel $d_i(x, y, z)$, $d_i(x', y', z')$ és Δp a $pp'p_i$ háromszög oldalai, így a háromszög-egyenlőtlenség alapján igaz, hogy

$$\Delta d_i < \Delta p. \quad (3.14)$$

A kiinduló $\Delta p \leq R$ feltétel, valamint (3.12) és (3.14) felhasználásával (3.13) a következőképpen alakítható:

$$\left| t_i - \frac{d_i(x', y', z')}{v} - \bar{t}_0 \right| \leq \frac{w}{2} + \frac{R}{v} = \frac{\Delta s}{v} + \Delta T + \frac{R}{v} = \frac{w'}{2} \quad (3.15)$$

Tehát létezik legalább K darab szenzor ($S_i, i = 1, 2, \dots, K$), melyek mindegyikére igaz (3.15). Felhasználva (3.6) és (3.7) összefüggéseket:

$$\Lambda_{w'}(x', y', z') = \max_{t \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^N f_{w'}(T_i(x', y', z') - t) \geq \sum_{i=1}^K f_{w'}(T_i(x', y', z') - \bar{t}_0) = K. \quad (3.16)$$

Tehát $\Lambda_{w'}(x', y', z') \geq \lambda_w(x, y, z)$. ■

3.2. Lemma:

Az D -dimenziós ($D = 2, 3$) térben tekintsünk egy L oldalhosszúságú kockát. Ekkor a kockában (a felszínét is beleértve) lévő összes $p = (x, y, z)$ pontra igaz, hogy $\lambda_w(x, y, z) \leq \lambda_{w_L}(x_k, y_k, x_k)$, ahol (x_k, y_k, x_k) a kocka középpontja, $w = 2\left(\frac{\Delta s}{v} + \Delta T\right)$ és $w_L = w + \frac{L\sqrt{D}}{v}$.

Bizonyítás:

Alkalmazzuk a 3.1 Lemmát a következő behelyettesítésekkel: $p' = (x_k, y_k, x_k)$, $R = \frac{L\sqrt{D}}{2}$, $w' = w + \frac{2R}{v} = w_L$. Mivel a D -dimenziós kocka középpontjától a kocka egyik pontja sem esik R -nél távolabbra ($\Delta p \leq R$), így a 3.1. Lemma a kocka minden pontjára alkalmazható. Tehát a kocka minden (x, y, z) pontjára igaz, hogy $\lambda_w(x, y, z) \leq \lambda_{w_L}(x_k, y_k, x_k)$. ■

A 3.2 Lemma tehát lehetőséget ad arra, hogy egy térrészben (kockában) a keresett $\lambda_w(x, y, z)$ konszenzusfüggvény értékére felső korlátot adjunk egy $\lambda_{w_L}(x_k, y_k, x_k)$ „segéd konszenzusfüggvény” kiértékelésével a kocka középpontjában.

A keresést egy diszkrét rácson végezzük, ahol a rácspontok távolsága legyen ε . A (3.8) szerint a maximális konszenzus-hibát az időmérés ΔT és szenzor-pozíciómérés Δs hibájának függvényében állíthatjuk be. A keresés során ε -t célszerűen w -val harmonizálni, hiszen w korlátozza az elérhető pontosságot, pl. $\varepsilon = wv$.

A rács kimerítő kiértékelése helyett a konszenzusfüggvény kiértékelése a következőképpen végezhető el B&B módszerrel:

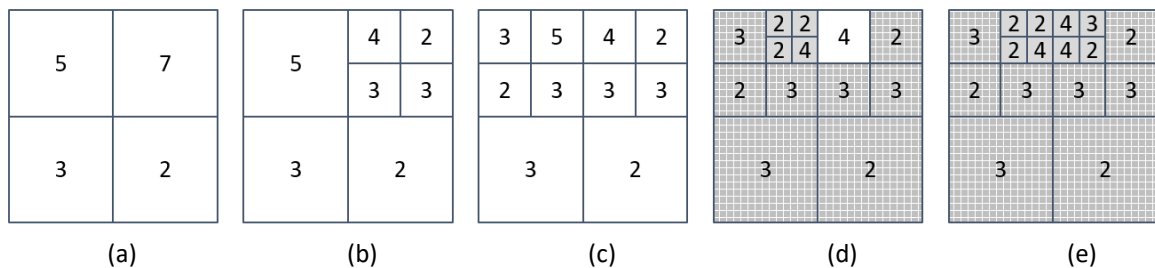
Inicializálás

- A keresési teret osszuk L_0 élhosszúságú D -dimenziós kockákra (háromdimenziós esetben ezek valóban kockák, kétdimenziós esetben négyzetek lesznek). Ezeket a továbbiakban celláknak nevezzük.
- Állítsuk az összes cellát aktív státuszúra.
- Értékeljük ki minden cella (x_k, y_k, x_k) középpontjában a $\lambda_{w_{L_0}}(x_k, y_k, x_k)$ függvényt, ahol $w_{L_0} = w + \frac{L_0\sqrt{D}}{v}$. A továbbiakban ezen értékeket a cellához tartozó konszenzus-becslőnek nevezzük, és ezeket eltároljuk. A konszenzus-becslők a 3.2. Lemma szerint a keresett $\lambda_w(x, y, z)$ felső korlátai.

Iteráció

- Válaszunk ki egy olyan aktív cellát, amelynek aktuális $2L$ élhosszúságára igaz, hogy $2L > \varepsilon$, és ahol ezen cellák közül a konszenzus-becslő a legnagyobb. Osszuk fel ezt a cellát most L élhosszúságú cellákra és mindegyik új cella (x_k, y_k, x_k) középpontjában számítsuk ki az új $\lambda_{w_L}(x_k, y_k, x_k)$ konszenzus-becslőket (ezek a 3.2. Lemma értelmében továbbra is $\lambda_w(x, y, z)$ felső korlátai lesznek). Az újabb (kisebb méretű) cellák aktívak lesznek, a korábbi (imént felosztott) cellát pedig töröljük.
- Amennyiben az új cella mérete az ε határt elérte ($L \leq \varepsilon$), ezen cellában a becslő végleges. A cellát passziváljuk. Továbbá végrehajtjuk a vágás műveletet: passziváljuk mindazon cellákat, ahol a konszenzus-becslő kisebb, mint az új cella végleges konszenzus-becslője. A passzív cellákban további keresést nem végzünk, hiszen itt a konszenzuszfüggvény értéke vagy végleges, vagy bizonyosan alacsonyabb, mint a végleges értékek maximuma.
- Ha már nincs több aktív cella, a keresés befejeződik.

A B&B keresés működését a 3.2. ábra szemlélteti 2 dimenzióban. Az inicializáló fázisban a keresési teret 4 részre osztottuk és mindegyik cellára kiszámítottuk az aktuális konszenzus-becslőt. Valamennyi cella aktív, melyet az ábrán fehér háttér jelez (lásd 3.2. (a) ábra). Az első iterációban a szabályok szerint a jobb felső cella alábontása történik meg, majd a másodikban a bal felsőé, ahogy a 3.2.(b) és (c) ábrák mutatják. A harmadik iteráció során (3.2.(d) ábra) az új cellák mérete elérte az ε méretkorlátot, így ezeket passziváljuk (szürke sima háttér) és végrehajtjuk a vágás műveletet: mindazon cellákat passziváljuk, amelyek 4-nél kisebb becslőt tartalmaznak (szürke vonalas háttér). A negyedik iterációban (3.2.(d) ábra) az egyetlen aktív cella feldolgozása után valamennyi cella passzívvá vált és a végeredmény előállt: a konszenzuszfüggvény maximuma 4 és ezt az értéket 3 cellában veszi fel.



3.2. ábra: A B&B maximum-keresési eljárás. Fehér háttér: aktív cella, szürke vonalas háttér: passzív cella (vágás miatt), szürke sima háttér: passzív cella (méretkorlát elérése miatt)

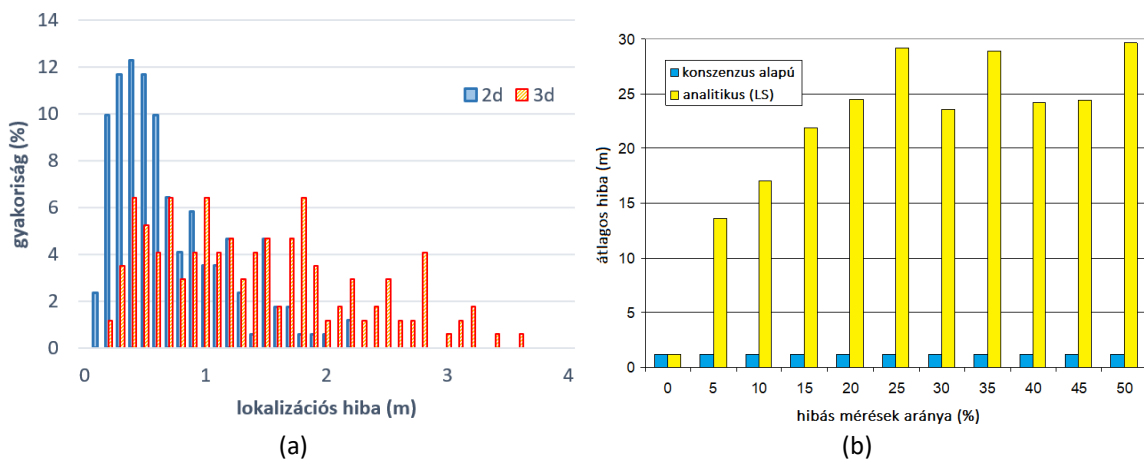
A B&B keresési eljárás számításigénye nem garantálható, hiszen az akár a nyers keresésnél is több műveletet igényelhet elfajzott bemenetek esetén. A gyakorlati esetekben viszont a működés gyorsnak mutatkozott: nagy keresési terekre (lásd a példákat a 3.1.4 fejezetben) is mindössze néhány ezer cella kiértékelése elegendő a becslő előállításához (szemben a nyers erő sokmillió cellaigényével).

Megjegyzés: a keresés további gyorsítására statisztikai megközelítéssel egy továbbfejlesztett algoritmust javasoltunk [S24]-ben.

3.1.4 Kísérleti eredmények

A javasolt eljárás olyan esetekben alkalmazható, amikor a jelforrás jól azonosítható, diszkrét jeleket bocsát ki. Ilyen lehet pl. lövések hangja (akusztikus forrás) vagy impulzus-jellegű rádiójelek (ultra-szélessávú rádió forrás). A módszer tesztelése során lövéseket és 57 darab mikrofonnal ellátott érzékelőt használtunk (a teljes rendszer leírása megtalálható az [S13] közleményben). A rendszer tesztelése során 171 lövés hangzott el a visszhangos, beton-épületekkel határolt helyszínen. A keresési tér kb. 60m x 80m x 10m volt, melyben a lövések pozícióit az ismertett rendszer segítségével meghatároztuk. A helymeghatározás hibájának eloszlása a 3.3. (a) ábrán látható. A 3d-vel jelzett hiba a tényleges 3-dimenziós távolsághiba, míg a 2d hiba a magasságinformáció nélkül számított hibát mutatja. A tesztek során a 3d átlagos hiba 1.3m, míg a 2d átlagos hiba 0.6m volt. A magasságinformáció relatív pontatlanságát magyarázza az a tény, hogy a szenzorok többsége a talajon vagy alacsonyan lévő ablakokban került telepítésre és kevés szenzor volt magasabb pozíciókban (pl. háztetőn) elhelyezve. A 3.2. (a) ábra szerinti hibák természetesen a rendszer összes hibaforrásából adódó pontatlanságokat tartalmazzák (detekció időbizonytalansága, szinkronizáció hibája, szenzorok pozícióbecslési hibája, és természetesen ide tartozik a fúziós rendszer által bevitt hiba is). A fúziós alrendszer hibája tehát a mért hibánál bizonyosan kisebb.

A 3.3.(b) ábrán látható a konszenzusos fúzió és a hagyományos LS analitikus megoldás összehasonlítása, mely a konszenzusos becslő robusztusságát illusztrálja. A kontrollált tesztkörnyezet előállítása érdekében minden lövés mérési adatait (a konszenzusos becslő segítségével) osztályoztuk helyes és helytelen mérésekre (így az egyes lövésekre 8 és 29 közötti, általunk helyesnek vélt, valamint 1 és 10 közötti, általunk rossznak ítélt mérési adat jutott). A két mérési halmazból a helyes és helytelen mérések különféle arányait állítottuk elő, melyeket a két becslő segítségével feldolgoztunk. Az ábra tanúsága szerint kiugró hibáktól mentes mérések esetén a két becslő nagyon hasonlóan viselkedik, de az LS becslő már igen csekély arányú hibás mérés esetén is (5%) magas torzítást produkál. A konszenzusalapú becslő igen nagy hibaarányokat (akár 50%) is jól tolerál, a becslő továbbra is pontos marad.

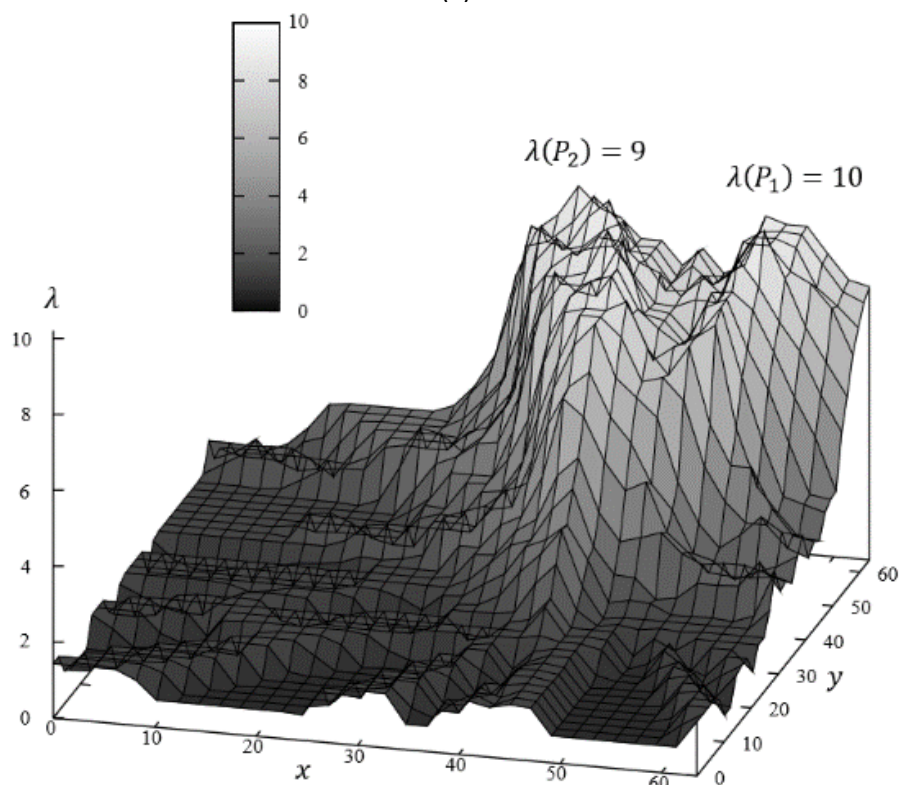


3.3. ábra: A tesztrendszer pozícióbecslési hibája. (a) A lokalizációs hiba eloszlása konszenzusalapú fúzió alkalmazásával. (b) A konszenzusalapú fúzió és az analitikus LS becslő átlagos pozícióbecslési hibája a hibás mérések arányának függvényében.

A rendszer működését illusztrálja a 3.4. ábra.



(a)



(b)

3.4. ábra: (a) A teszrendszer grafikus kimenetének részlete több, párhuzamos lövés esetén. Pont számokkal: szenzor, kék pont: mérést szolgáltató szenzor. Piros pont: becslő, sárga felhő: becslő bizonytalansága. (b) 2D konszenzuszfüggvény, amelyen a visszhang hatása markánsan megfigyelhető.

A 3.4.(a) ábrán egy lokalizáció végeredménye látható, mely 4 géppisztoly-lövést (bal alsó sarok, torony) és ezzel párhuzamosan sorozatban leadott 10 géppuska-lövést (jobb felső sarok, ház mellett) mutat. A piros pontok a (3.10) szerint számított becslőket, míg a körülöttük látható sárga felhők a teljes Ψ_w halmazokat, mint a becslő bizonytalanságát mutatják. Az extrém példa jól mutatja a szenzorfüziós eljárás rendkívüli robusztusságát. A 3.4.(b) ábra a konszenzusfüggvény alakját szemlélteti egy erősen visszhangos kísérlet során. Az ábrázolhatóság érdekében a konszenzusfüggvény most csak 2 dimenzió (x és y) felett értelmezett. Jól látható, hogy a példában a visszhang P_2 -ben csaknem olyan magas konszenzus-értékeket produkált, mint a valós jel P_1 -ben.

A lokalizációs rendszer a gyakorlati pontossági igényeket messzemenően kielégítette. Válaszideje 1-2 sec volt, ami az aktuális mérési adatok számától függött. A rendszer megalkotásakor annak egyedülálló tulajdonsága volt, hogy városi, visszhangos környezetben is robusztusan működött és több, egyszerre leadott lövés lokalizációját is megbízhatóan el tudta végezni. Ezen tulajdonságok az alkalmazott nagyszámú, elosztott szenzornak és az ismerttetett konszenzusalapú fúziós eljárásnak voltak köszönhetőek.

3.1.5 Összefoglalás

Új elvű, a mérési hibákra nézve nagymértékben toleráns, a mért értékek konszenzusán alapuló fúziós eljárást javasoltam TDOA alapú helymeghatározó rendszerek megvalósítására nagyszámú szenzor esetén. A módszer automatikusan azonosítja és figyelmen kívül hagyja a megengedettnél nagyobb hibájú méréseket. A javasolt módszer szerint a becslő azon p pozícióban található, ahol a legtöbb mérés – adott hibahatáron belül – támogatja azt a közös hipotézist, hogy a forrás a p pozícióban van.

Gyors számítási eljárást adtam a konszenzusfüggvény maximumhelyének meghatározására. A javasolt eljárás valós méretű tesztkörnyezetben (60x60x10m), nagyszámú szenzor ($N > 50$) alkalmazásával is valós időben képes a fúziót elvégezni.

A javasolt eljárás nagy előnye a nagymértékű robusztusság: a mérések nagy része is lehet hibás (tesztek során a hibaarány sokszor az 50%-ot is meghaladta), a fúzió mégis nagy pontosságú eredményt ad. A fenti környezetben az átlagos hiba mindössze 1.3m volt.

Kapcsolódó saját publikációk: [S13], [S14], [S15], [S16], [S17], [S18].

3.2 Megnövelt pontosságú TDOA pozícióbecslés a konszenzusalapú szenzorfüzió kiterjesztésével

A 3.1 pontban javasolt alapalgorithmus a keresést diszkrét térben végzi, ami az elérhető pontosságot korlátozza. Továbbá a mindig jelen lévő – az időmérési pontatlanságokból és szenzorok pozícióhibáiból eredő – mérési zaj a konszenzuszfüggvényénél alkalmazott w paraméter tetszőleges csökkentését nem teszi lehetővé, így a módszer felbontása és pontossága ezért sem növelhető tetszőlegesen. A w paraméter értéke ugyan (3.8) alapján optimálisan beállítható lenne, amennyiben a rendszerben jelen lévő zajok pontos modelljét ismernénk, de ezekről általában csak durva becslők vagy korlátok állnak rendelkezésre, így a w paramétert általában a szükségesnél nagyobbra állítjuk. Ezért a pontosság növelésére egy kiterjesztést javasoltam, ami csak a zajmodell hozzávetőleges ismeretét teszi szükségessé és ennek segítségével az optimálishoz közeli becslőt állít elő [S19].

A 3.2.1 fejezetben bemutatom a kiterjesztett pozícióbecslő algoritmust. A 3.2.2. fejezetben az algoritmus működését illusztrálom szimulációk és valós mérések segítségével.

3.2.1 Kiterjesztett konszenzusalapú pozícióbecslő

A kiterjesztett pozícióbecslő módszer a 3.1. fejezetben ismertetett alap-algoritmust használja (1) egy kezdeti pozícióbecslő előállítására és (2) azon szenzorok azonosítására, amelyek a hibamodellen belül konzisztens módon támogatják ezt a becslőt. Ezután a kiválasztott szenzorok mérési eredményeinek felhasználásával, a kezdeti becslőből indulva egy gradiens-alapú LS algoritmussal állítja elő a pontosított becslőt.

A kiterjesztett pozícióbecslő működése a következő:

- A durva időmérési hibamodell (ΔT) és a szenzorpozíciók hibamodelljének (Δs) ismeretében a korábbiakhoz hasonlóan meghatározzuk w értékét (3.8) alapján és futtatjuk a 3.1. fejezetben ismertetett algoritmust. Az algoritmus eredménye egy olyan $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ pozíció, ahol $\lambda_w(x, y, z)$ felveszi a maximumát.
- Legyen \hat{t} egy becsült emissziós időpont, melyre (3.7) alapján igaz, hogy

$$\lambda_w(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) = \sum_{i=1}^N f_w(T_i(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) - \hat{t}). \quad (3.16)$$

- Legyen $\Gamma \subseteq \{1, 2, \dots, N\}$ azon halmaz, mely a konszenzusus szenzorok indexeit tartalmazza:

$$i \in \Gamma: f_w(T_i(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) - \hat{t}) = 1 \quad (3.17)$$

- A Γ halmaz segítségével azonosított szenzorokra definiáljuk a következő optimalizációs feladatot. A kvadratikus hibafüggvény legyen a következő:

$$Cf(x, y, z, t) = \sum_{i \in \Gamma} e_i^2(x, y, z, t), \quad (3.18)$$

ahol

$$e_i(x, y, z, t) = d_i(x, y, z) - v(T_i(x, y, z) - t) \quad (3.19)$$

és

$$d_i(x, y, z) = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2}. \quad (3.20)$$

Az $(\hat{x}', \hat{y}', \hat{z}', \hat{t}')$ pontosított pozíció- és emissziós idő-becslő a $Cf(x, y, z, t)$ minimumhelyénél van:

$$(\hat{x}', \hat{y}', \hat{z}', \hat{t}') = \arg \min_{(x, y, z, t)} Cf(x, y, z, t) \quad (3.21)$$

- Az $(\hat{x}', \hat{y}', \hat{z}', \hat{t}')$ minimumhelyet gradiens kereséssel határozzuk meg a $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}, \hat{t})$ kiindulópontból. A kereséshez szükséges gradiensek a következők:

$$\frac{\delta Cf}{\delta x} = 2 \sum_{i \in \Gamma} \frac{e_i(x, y, z, t)}{d_i(x, y, z)} (x - x_i), \quad (3.22)$$

$$\frac{\delta Cf}{\delta y} = 2 \sum_{i \in \Gamma} \frac{e_i(x, y, z, t)}{d_i(x, y, z)} (y - y_i), \quad (3.23)$$

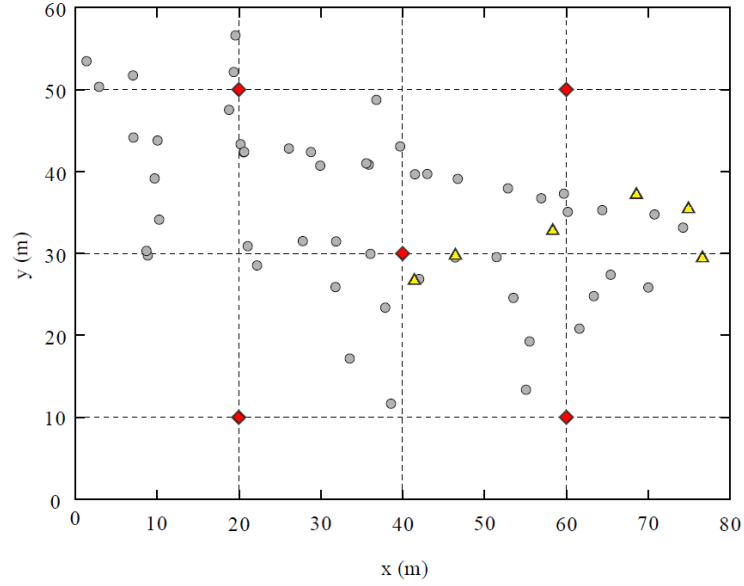
$$\frac{\delta Cf}{\delta z} = 2 \sum_{i \in \Gamma} \frac{e_i(x, y, z, t)}{d_i(x, y, z)} (z - z_i), \quad (3.24)$$

$$\frac{\delta Cf}{\delta t} = 2 \sum_{i \in \Gamma} e_i(x, y, z, t) v. \quad (3.25)$$

3.2.2 Kísérleti eredmények

A pontosított pozícióbecslő működését szimulációs vizsgálatok és valós mérések segítségével mutatom be.

A módszer hatékonyságának illusztrálására a következő kísérletet végeztem el: a 3.1.4 fejezetben ismertetett kísérlet szenzorelhelyezését felhasználva ideális méréseket generáltam minden szenzorhoz. A szenzorok száma $N = 57$ volt a 3.5. ábra szerinti elhelyezkedésben. A szenzorokat a kísérlet során $\Phi_{jó}$ megbízható és $\Phi_{hibás}$ hibás csoportokra osztottam, ahol a megbízható szenzorok száma $N_{jó} = \|\Phi_{jó}\| = 42$, míg a hibás szenzorok száma $N_{hibás} = \|\Phi_{hibás}\| = 15$ volt. A mérési hibákat normális eloszlású additív zajjal modelleztem, ahol $\sigma_{jó} = 1ms$ (ami 0.34m távolsághibának felel meg) és ahol $\sigma_{hibás} = 100ms$ volt (ami 34m távolsághibának felel meg). A kísérlet során 5 forráspozíciót szimuláltam a 3.5 ábrán a piros rombuszokkal jelzett helyeken, mindegyikhez 10.000 független kísérletet generálva. A konszenzusalapú becslőhöz a $w = 3\sigma_{jó}$ paraméter beállítását alkalmaztam. Az konszenzusalapú és a kiterjesztett módszer MSE_{kon} és MSE_{kit} átlagos négyzetes hibáját a 3.1 táblázat tartalmazza az 5 forráspozícióra. A becslési hiba csökkenése az adatokból világosan látszik.



3.5. ábra: Az 57 szenzort tartalmazó kísérleti rendszer. Szürke kör: szenzor, piros rombusz: szimulált forráspozíció, sárga háromszög: valós mérési pozíció

A 3.1. táblázat ezen kívül tartalmazza az összes szenzorra számított $CRLB_{összes}$, valamint csak a megbízható szenzorok részvételével számolt $CRLB_{jó}$ Cramer-Rao alsó korlátokat. A $CRLB$ számítása N_s darab szenzorra a következő [134]:

$$CLRB(x, y, z) = \text{trace}(F^{-1}). \quad (3.26)$$

ahol F a Fisher információs mátrix:

$$F = \frac{1}{v^2} G^T Q^{-1} G, \quad (3.27)$$

és

$$Q = \sigma^2 [I_{(N_s-1) \times (N_s-1)} + \mathbf{1}_{(N_s-1)} \mathbf{1}_{(N_s-1)}^T], \quad (3.28)$$

$$G = \begin{bmatrix} g_2^T - g_1^T \\ \vdots \\ g_{N_s}^T - g_1^T \end{bmatrix}, \quad (3.29)$$

$$g_i^T = \frac{[x, y, z] - [x_i, y_i, z_i]}{\|[x, y, z] - [x_i, y_i, z_i]\|_2}, \quad 1 \leq i \leq N_s. \quad (3.30)$$

kísérlet #	P_0 (m)	MSE_{kon} (m ²)	MSE_{kit} (m ²)	$CRLB_{jó}$	$CRLB_{összes}$
1	(20, 10, 1)	1.89	0.65	0.63	0.39
2	(20, 50, -1)	0.28	0.09	0.09	0.06
3	(40, 30, 0)	0.45	0.15	0.14	0.10
4	(60, 10, 1)	2.32	0.76	0.72	0.45
5	(60, 50, -1)	0.68	0.21	0.20	0.15

3.1. táblázat: A konszenzusos és a kiterjesztett becslő MSE hibája, valamint a Cramer-Rao alsó korlátok

A 3.1. táblázatban $CRLB_{összes}$ az $N_s = N$, míg $CRLB_{j_0}$ az $N_s = N_{j_0}$ behelyettesítéssel lett kiszámítva. A táblázat adatainak tanúsága szerint a kiterjesztett módszer pontossága nagyon közel van az N_{j_0} megbízható szenzor által szolgáltatott $CRLB_{j_0}$ elvi határhoz, de a becslő – természetesen – nem tudja megközelíteni az összes szenzor megfelelő működése esetén érvényes $CRLB_{összes}$ pontossági korlátot. A kiterjesztett becslő tehát az adott esetben elérhető optimális megoldáshoz nagyon közeli pontosságot képes biztosítani.

A működést valós adatokon a 3.2. táblázat szemlélteti. A mérési eredmények a 3.1.4. fejezetben ismertetett kísérletből származnak, a 3.2. táblázat tartalmazza hat különböző pozícióból leadott lövés pontos P_0 pozícióját, valamint a konszenzusos becslő e_{kon} és a kiterjesztett becslő e_{kit} becslési hibáját. Az eredmények tanúsága szerint a kiterjesztés a pozícióbecslés hibáját 25-30%-kal csökkentette.

kísérlet #	P_0 (m)	e_{kon} (m)	e_{kit} (m)
1	(67.55, 36.34, 3.55)	0.37	0.30
2	(57.34, 31.94, -0.30)	0.29	0.07
3	(45.45, 28.93, 7.30)	1.32	0.97
4	(73.91, 34.61, -0.40)	1.05	0.66
5	(40.44, 25.85, -0.20)	0.47	0.43
6	(75.62, 28.61, -0.40)	0.98	0.73
	átlag:	0.75	0.53

3.2. táblázat: A konszenzusos és a kiterjesztett becslő pozícióbecslési hibái

3.2.3 Összefoglalás

A konszenzusalapú becslő pontosságának növelése érdekében kiterjesztést javasoltam, ami a hibamodell hozzávetőleges ismeretében az elemi konszenzusalapú becslő segítségével egy kezdeti pozícióbecslő állít elő, majd ezt egy következő lépésben, a konszenzusban lévő szenzorok mérési eredményeinek felhasználásával pontosítja. A módszert akusztikus lövés-
lokalizáció alkalmazásban teszteltük és pontosságát összehasonlítottuk az alap-algoritmuséval. A tesztek tanúsága szerint a hiba értékét átlagosan 30%-al sikerült csökkenteni. A módszer pontosságát kísérletileg összevettem az elméleti pontossággal. A szimulációs tesztek szerint a javasolt megoldás hibája igen közel van ahhoz a Cramer-Rao korláthoz, amelyet a helyes működésű szenzorhalmazból származtatunk, míg a pontosság természetes elmarad attól az elméleti korláttól, amit az összes szenzor helyes működése esetén kaphatunk. Így a módszer közel optimálisnak tekinthető: mindig az adott körülmények között elérhető lehetséges legjobb megoldáshoz közeli eredményt szolgáltat.

Kapcsolódó saját publikáció: [S19]

3.3 Általánosított konszenzusalapú szenzorfüzió TDOA alapján történő helymeghatározáshoz

A 3.1 és 3.2 pontokban javasolt eljárások olyan esetekben alkalmazhatók, amikor a jelforrás egy diszkrét eseményhez kapcsolódó jelzést bocsát ki (pl. lövés hangja). Számos alkalmazásban azonban a forrás nem diszkrét, hanem folytonos jellegű (pl. emberi beszéd esetén). Ilyen alkalmazási környezetben számos lokalizációs megoldás ismert, amelyekben a tér különböző pontjaiban elhelyezett érzékelők figyelik a forrásból érkező jelet, majd az érzékelt jelek fáziskülönbségeiből a forrás helyzet meghatározható. A gyakran alkalmazott korrelációs technikák közös jellemzője, hogy az érzékelők által rögzített jelek keresztkorrelációjából következtetnek a forrásból az érzékelőkhöz érkező jelek időkülönbségére, így egy TDOA feladatra vezetnek vissza a helymeghatározási problémát (pl. [135], [136], [137], [138]). A nyálábformázáson alapuló módszerek a forrásból érkező jel irányszögét becslik, így egy AOA vagy ADOA feladatot oldanak meg (pl. [139], [140], [141]).

Ezen hagyományos megoldások a szenzor és a feldolgozó eszköz között szélessávú kommunikációt igényelnek (tipikusan a mikrofonokkal érzékelt digitalizált jel kerül további feldolgozásra). Ez azon alkalmazásoknál nem előnyös, ahol sok a szenzor és csak erősen korlátozott sáv szélesség (pl. Zigbee rádiós hálózati kapcsolat) áll rendelkezésre. Ilyen alkalmazási környezetben alkalmazható az általánosított konszenzusalapú szenzorfüzió futási időkülönbségek alapján történő helymeghatározáshoz.

A 3.3.1 fejezetben bemutatom az általánosított konszenzusalapú pozícióbecslő algoritmust, a 3.3.2. fejezetben pedig az algoritmus működését illusztrálom valós mérések segítségével.

3.3.1 Általánosított konszenzusalapú pozícióbecslő

Az általánosított konszenzusalapú szenzorfüzió a korábbiakhoz hasonlóan futási időkülönbségeket használ a jelforrás pozíciójának meghatározáshoz. Míg a korábbi megoldásokban az érzékelők az egyetlen jól definiált eseményt (pl. lövés hangját) detektálták, addig az általánosított megoldásban egy előre definiált $\Pi^k, k = 1, 2, \dots, K$ eseménytípuskészletet alkalmazunk, amely eseménytípusok bekövetkezését minden szenzor figyel, detektálja, és az érzékelés idejét méri. A szenzorok így minden érzékeléskor egy $d_n = \langle i, k, t \rangle$ eseményleíróhoz hoznak létre, n az érzékelés azonosítója, i a szenzor azonosítója, k az érzékelt eseménytípus azonosítója, t pedig az érzékelés ideje. A TDOA esetre alkalmazott általánosított konszenzusos becslő működési modellje a következő:

- A forrás az ismeretlen $p_s = (x_s, y_s, z_s)$ pozícióból folyamatosan jelet bocsát ki. Feltételezzük, hogy a hangforrás a T_M mérési ciklus alatt nem mozog.
- Az ismert p_i pozíciókban elhelyezett $S_i, i = 1, 2, \dots, N$, szenzorok a $\Pi^k, k = 1, 2, \dots, K$ típusú eseményeket figyelik az érzékelt jelben és ezek érzékelési idejét rögzítik a T_M idejű mérési ciklus alatt.

- A szenzorok az érzékelt eseményeket a mérési ciklus végén $d_n = \langle i, k, t \rangle$ hármasok formájában továbbítják a fúziós feldolgozóba.
- Ezután új mérési ciklus indul.

A becslő származtatása a következő:

Tegyük fel, hogy az ismeretlen pozíciójú forrás a tér $p = (x, y, z)$ pozíciójában van. Ebben az esetben az $d_n = \langle i, k, t_n \rangle$ detekció birtokában az S_i szenzorra (3.31) segítségével kiszámítható az a $T_n^k(x, y, z)$ emissziós időpillanat, amikor a megfigyelt Π^k típusú eseménynek az S_i szenzor mérése szerint be kellett következnie, feltéve, hogy az esemény forrása a p pontban van:

$$T_n^k(x, y, z) = t_n - \frac{\sqrt{(x_i-x)^2+(y_i-y)^2+(z_i-z)^2}}{v} \quad (3.31)$$

Definiáljuk itt is a (3.8) szerint a szenzorok pozícióhibájából és az időmérés hibájából adódó w megengedett legnagyobb konszenzus-hibát. Definiáljuk továbbá a Λ *minimális konszenzus indexet*.

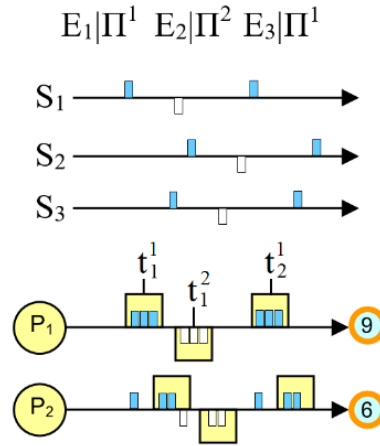
Amennyiben a forrás valóban a p pozícióban van, akkor zaj- és hibamentes esetben a becsült emissziós-idő becslők az események valós emissziós időpillanatait mutatják: annyi különböző értékű becslő van, ahányszor a Π_k esemény bekövetkezett a mérés során; egy érték pedig annyszor szerepel a becslők között, ahány szenzor az adott esemény előfordulását detektálta. Zajos esetben a becslők értékei kis mértékben szórnak a valós érték körül, de még mindig a valós értékek körül *csoportosulnak*. Amennyiben a forrás nem a p pozícióban van, akkor a becsült emissziós idők nagy valószínűséggel szignifikáns eltéréseket mutatnak az ideálistól és nem lesznek nagyméretű csoportosulások.

A csoportosulások alakulását szemlélteti a 3.6. ábra. Az ábrán három szenzor (S_1, S_2, S_3) látható, amelyek a (Π^1, Π^2) kételemű eseménytípus-készletet figyelik (Π^1 : kék, Π^2 : fehér). Az ábrán három esemény (E_1, E_2, E_3) látható, ahol E_1 és E_3 típusa Π^1 , míg E_2 típusa Π^2 . Az ábra felső része a három szenzor által detektált események időpillanatait mutatja, alatta pedig a (3.31) szerinti emissziós-idő becslők láthatók két pozícióra (P_1 és P_2) számítva. A P_1 pozíció a valós forráspozíció, míg P_2 egy hibás pozícióbecslő. A jobb láthatóság érdekében az emissziós-idő becslők a P_1 pozícióban nem pontosan a 3 ideális időpontra esnek, hanem a három időpont körül kissé szórnak.

Keressük tehát a Π^k eseményhez és a p pozícióhoz tartozó $T_n^k(x, y, z)$ emissziós idők csoportosulásait. Az e -ik csoportosulás helyét jelölje $t_e^k(x, y, z)$ úgy, hogy a $Y^k(x, y, z) = \{t_e^k(x, y, z)\}$ halmaz ritka legyen w szerint, azaz $\forall t_i, t_j \in Y^k(x, y, z), i \neq j: |t_i - t_j| > w$. A $Y^k(x, y, z)$ időpont-halmaz egyértelműen definiál egy $Y_w^k(x, y, z) = \{\phi_{w,e}^k(x, y, z)\}$ diszjunkt intervallum-halmazt a $t_e^k(x, y, z)$ időpontok körül: $\phi_{w,e}^k(x, y, z) = [t_e^k(x, y, z) - w/2, t_e^k(x, y, z) + w/2]$. Legyen a $\phi_{w,e}^k(x, y, z)$ intervallumban található Π^k típusú eseményhez tartozó $T_n^k(x, y, z)$ becslők száma $m_{w,e}^k(x, y, z)$.

Legyen továbbá

$$\tilde{m}_{we}^k(x, y, z) = \begin{cases} m_{w,e}^k(x, y, z) & \text{ha } m_{w,e}^k(x, y, z) \geq \Lambda \\ 0 & \text{ha } m_{w,e}^k(x, y, z) < \Lambda. \end{cases} \quad (3.32)$$



3.6. ábra: Az általánosított TDOA konszenzusalapú becslő működése

Legyen a Π^k eseménytípushoz tartozó $\lambda_w^k(x, y, z)$ konszenzusfüggvény értéke

$$\lambda_w^k(x, y, z) = \max_{Y_w^k(x, y, z)} \sum_e \tilde{m}_{w,e}^k(x, y, z). \quad (3.33)$$

Megjegyzések:

- A fentiekben
 - $Y^k(x, y, z)$ azon időpillanatok becslését tartalmazó halmaz, amelyekben a forrás Π^k típusú eseményt generált,
 - $Y_w^k(x, y, z)$ az ezen időpontok körül definiált w szélességű hiba-intervallumok halmaza,
 - $\lambda_w^k(x, y, z)$ pedig azon konszenzusos észlelések száma, amelyek a fenti intervallumokba eső emissziós időbecslőket generálnak (intervallumonként legalább Λ számosságban) és így ezen eseményeket támogatják, amennyiben a forrás az (x, y, z) pozícióban van.
- A számítás során (3.32) szerint csak olyan eseményeket veszünk számításba, amelyeket legalább Λ darab konzisztens mérés támogat.

A teljes eseményrendszerhez rendelt $\lambda_w(x, y, z)$ konszenzusfüggvényt az egyes Π^k típusú eseményekhez rendelt $\lambda_w^k(x, y, z)$ konszenzusfüggvényekből a következőképpen számítjuk:

$$\lambda_w(x, y, z) = \sum_k \lambda_w^k(x, y, z). \quad (3.34)$$

A pozícióbecslőt – hasonlóan az eredeti konszenzusos becslőhöz – a $\lambda_w(x, y, z)$ konszenzusfüggvény maximumából származtatjuk (3.10)-(3.11) szerint.

Az általánosított konszenzusfüggvény származtatását a 3.6. ábra illusztrálja. Az ábrán sárga téglalapok mutatják a w hosszúságú hibasávot, amely segítségével a P_1 pozícióban három csoportosulás azonosítható, ezek helyét a Π^1 típusú eseményekhez t_1^1 és t_2^1 , míg a Π^2 típusú eseményhez t_1^2 jelöli. Az ábrán látható, hogy a valós P_1 pozícióban számított konszenzus-érték $\lambda_w(P_1) = 9$, míg a P_2 pozícióban ez csak $\lambda_w(P_2) = 6$.

3.3.2 A konszenzusfüggvény gyors kiértékelése

Míg az egyetlen eseményt kezelő esetben a (3.7) konszenzusfüggvény egyetlen csoportosulási helyének számítása hatékonyan megoldható egyszerű lineáris méretű kereséssel, addig a $Y_w^k(x, y, z)$ csoportosulások optimális meghatározása komplex feladat, amelynek megoldása valósidejű rendszerekben nem praktikus. Ezért egy gyors, mohó alapon működő, közelítő kiértékelő eljárást javaslok. Az algoritmus működése a következő (a kapcsos zárójeles megjegyzések a későbbi bizonyítást segítik, nem részei a működésnek):

- a. A Π^k típusú eseményhez tartozó $T_n^k(x, y, z)$ becslőket állítsuk nagyság szerint sorba. Az átláthatóbb jelölés érdekében, az általánosság megszorítása nélkül legyenek az emissziós idő-becslők $T_1^k(x, y, z) \leq T_2^k(x, y, z) \leq \dots \leq T_K^k(x, y, z)$. Legyen valamennyi érték *nem vizsgált* státuszú. Legyen $\lambda_w^k(x, y, z) := 0$. $\{Y_w^k(x, y, z) = \emptyset\}$
- b. A keresést végezzük a legkisebb, még nem vizsgált értéknél, ez legyen $T_n^k(x, y, z)$. Legyen a $[T_n^k(x, y, z), T_n^k(x, y, z) + w]$ intervallumban lévő becslők halmaza B , a halmazbeli becslők száma pedig $Q = |B|$.
 - Ha $Q \geq \Lambda$, akkor legyen $\lambda_w^k(x, y, z) := \lambda_w^k(x, y, z) + Q$ és állítsuk B valamennyi elemét vizsgált státuszúra. $\{[T_n^k(x, y, z), T_n^k(x, y, z) + w] \in Y_w^k(x, y, z)\}$
 - Ha $Q < \Lambda$, akkor állítsuk a $T_n^k(x, y, z)$ becslőt vizsgált státuszúra.
- c. Ismételjük a b. lépés mindaddig, amíg van nem vizsgált $T_n^k(x, y, z)$ érték.
- d. Végezzük el az a.-c. lépéseket minden k eseménytípusra. A teljes rendszer konszenzusfüggvényét ezután (3.34) szerint számítjuk.

Amennyiben minden Π^k eseménytípusra igaz, hogy az egymást követő események távolsága nagyobb, mint a kiértékelő ablak w szélességének kétszerese, valamint a mérési hibák minden esetben kielégítik a (3.8) feltételt, akkor a fenti algoritmus a forrás valódi pozíciójában a pontos, (3.34) szerinti konszenzus-értéket szolgáltatja, míg a többi pozícióban a szolgáltatott becslő nem haladja meg a (3.34) szerinti értéket.

Bizonyítás:

A fenti algoritmus működése során implicit módon előállítja az emissziós idők csoportosulásainak w szerint ritka $Y^k(x, y, z)$ halmazát, amely alapján a konszenzusos mérések számolását végzi, mint azt a kapcsos zárójeles megjegyzések mutatják. Ez az intervallum-halmaz nyilván nem lehet jobb, mint az optimális intervallum-halmaz, tehát az algoritmus által szolgáltatott $\lambda_w^k(x, y, z)$ becslő nem lehet nagyobb, mint a (3.33) szerinti optimum. Tehát az algoritmus által számított konszenzusfüggvény sehol nem haladhatja meg a (3.34) szerinti valós értéket.

Tekintsük most az algoritmus működését a forrás valódi (x_v, y_v, z_v) pozíciójában. A (3.8) feltétel teljesülése esetén az emissziós idők $T_n^k(x_v, y_v, z_v)$ becslői a valós emissziós idők körüli, maximum w szélességű intervallumba esnek. Ezen emissziós idők csoportjai között – az események távolságára adott feltétel miatt – legalább w távolság van, így nem fordulhat elő, hogy egy w szélességű ablakba különböző eseményhez tartozó becslők esnek. Az első b. kereső lépés tehát szükségszerűen megtalálja az első emissziós pillanathoz tartozó becslők teljes B halmazát. Ha $Q \geq \Lambda$, akkor a halmazt a becslőbe beszámítjuk és elemeit a további

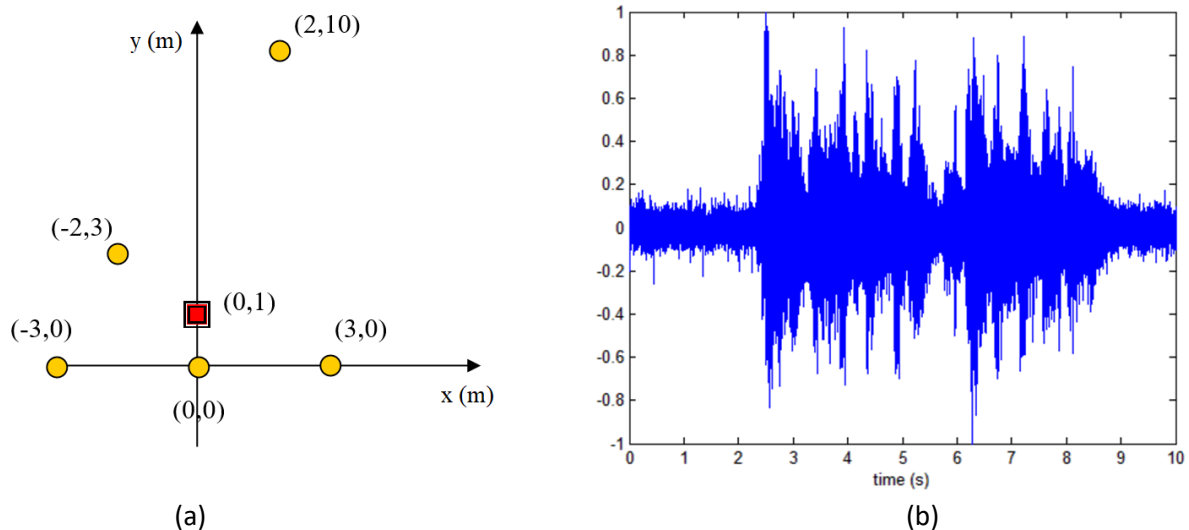
keresésből egyszerre eltávolítjuk, vagy $Q < \Lambda$ esetén a halmaz elemeit lépésenként (Q lépésben) elimináljuk. Ezután a legközelebbi b . keresési lépés a soron következő, még nem feldolgozott emissziós időpillanathoz tartozó teljes becslőhalmazt találja meg, stb. Így az algoritmus $\lambda_w^k(x_v, y_v, z_v)$ becslése során pontosan egyszer számol minden olyan emissziós becslőt, amely legalább Λ méretű csoportosuláshoz tartozik. Ennél (3.33) sem lehet nagyobb, tehát szükségszerűen a számított $\lambda_w^k(x_v, y_v, z_v)$ érték és a pontos (3.33) konszenzusérték megegyezik. ■

Megjegyzések:

- A fenti tulajdonság biztosítja, hogy a konszenzusfüggvény maximumhelyét helyesen határozzuk meg.
- A helyes működésnek az események távolságára vonatkozó feltétele a valós felhasználásokban nem jelent komoly hátrányt. Az w ablakméret szokásosan $1ms$ alatti értékű, vagyis két, azonos típusú esemény távolsága $2ms$ -nál nem lehet kisebb. Ez a sok alkalmazásban automatikusan teljesül (pl. beszédjelek esetén a 3.3.3. fejezetben alkalmazott eseménykészletre is).
- Természetesen előfordulhat, hogy nagyobb mérési hibák előfordulása esetén a fenti közelítő algoritmus a valós konszenzus-értéktől eltérő becslőt szolgáltat. A gyakorlati tesztek során azonban a közelítés is messzemenően kielégítő eredményeket adott, ahogy azt a 3.3.3. fejezetben bemutatott példa is illusztrálja.

3.3.3 Kísérleti eredmények

Az általánosított TDOA konszenzusfüggvények segítségével működő módszert beszédjelek segítségével teszteltük. A kísérletet beltérben hajtottuk végre egy közepes méretű előadóteremben, ahol 5 mikrofont telepítettünk egy $6m \times 10m$ -es területen egy síkba elhelyezve. Az 5 mikrofon és a beszélő pozícióját az egyik teszt során 3.7(a) ábra illusztrálja.

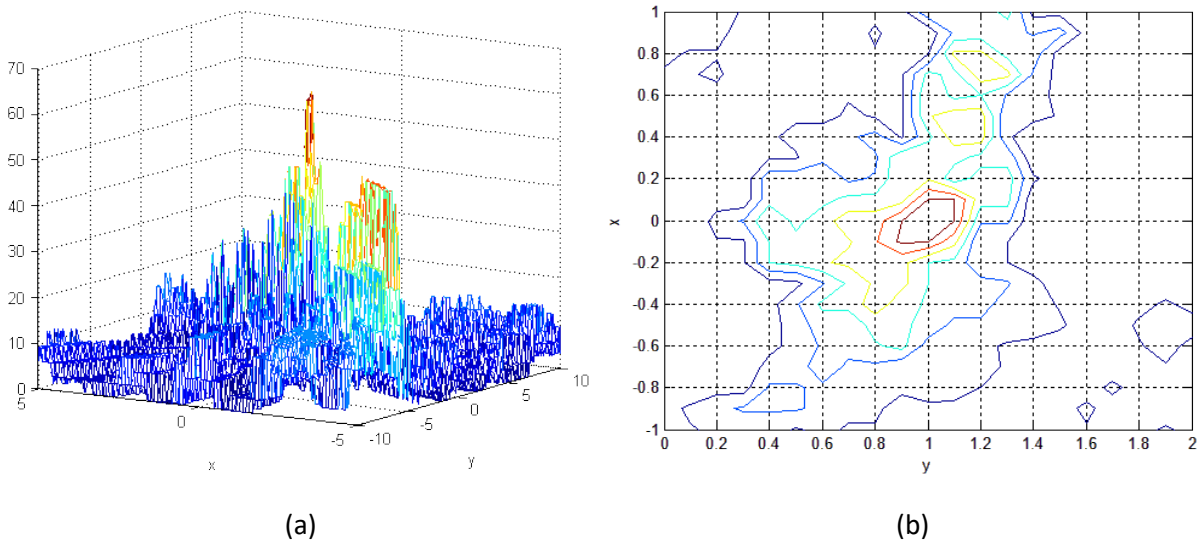


3.7. ábra: (a) Az általánosított konszenzusalapú becslő tesztkörnyezete a mikrofonok (körök) és a beszélő (négyzet) pozíciójával. (b) A beszédjel a (-2,3) pozíciójú mikrofonon.

A teszt során a beszélő a „Nem minden szarka farka...” kezdetű gyermekrigmust mondta kb. 7 másodperc ideig a piros négyzettel jelzett (0,1) pozícióban. A jel-zaj viszony mikrofononként eltérő értékű volt a 7..22dB tartományban. A (-2,3) pozíciójú mikrofon által rögzített jel a 3.7(b) ábrán látható, itt a mért jel-zaj viszony $SNR = 19\text{dB}$ volt.

A módszer alkalmazásához szükséges a Π^k eseménytér definíciója. Mivel az alkalmazott beágyazott eszközökön csak alacsony számítási komplexitású algoritmusok futtathatók, így $K = 6$ egyszerű eseménytípust definiáltunk, amelyeket a beszédjelnek egy adott frekvenciatartományban való gyors energianövekedéséhez rendeltünk. Az implementált eljárás a szenzorokon egy-egy szűrőbankot futtatott. Minden $k = 1, 2, \dots, 6$ sávban minden (megfelelően decimált) diszkrét t időpillanathoz kiszámítottuk a jel maximális amplitúdóját a t időpillanat előtti és utáni rövid időszakban. Amennyiben a két amplitúdó aránya az i szenzoron ($i = 1, 2, \dots, 5$) egy konstans határértéknél nagyobb volt, akkor előállítottuk az $\langle i, k, t \rangle$ detekciót.

A keresést az $x = [-5 \dots 5]$, $y = [-10 \dots 10]$ síkrészen végeztük el. A 3.8. ábra mutatja a konszenzusfüggvény alakulását. Jól látható, hogy a konszenzusfüggvény maximumát a valós pozíció körül veszi fel (ahol értéke 62). A (3.10)-(3.11) szerinti pozícióbecslő hibája 0.2m volt. Az érzékelt események következtében keletkezett adatforgalom 2 nagyságrenddel volt kisebb, mint amennyi a nyers adat továbbításához lett volna szükséges. Jól mutatja az események definiálásának nehézségét, hogy a kísérlet során detektált események kevesebb, mint 5 százaléka (!) volt $\Lambda = 3$ mellett konzisztens. Ennek ellenére a módszer pontos becslőt ad, ami mutatja a konszenzusos becslési módszer robusztusságát.



3.8. ábra: Az általánosított konszenzusfüggvény alakulása a keresési térben.

(a) A konszenzusfüggvény felülete a teljes keresési tér felett.

(b) A konszenzusfüggvény szintvonalai a valós pozíció közelében.

3.3.4 Összefoglalás

A konszenzusalapú becslő általánosítását javasoltam olyan jelforrások követésére, ahol nem definiálható egyetlen esemény a jel-emisszió azonosítására. Az általánosított TDOA pozíciómeghatározási eljárás két lépésben működik: Az első adatgyűjtő lépésben előre definiált típusú események detektálása és időbélyegzése történik az érzékelő eszközökön. A második lépésben az általánosított konszenzusfüggvényt számítjuk ki a detektált események alapján a központi számítási egységen. A konszenzusfüggvény maximumhelye szolgáltatja a pozíció becslőjét.

Gyors közelítő módszert adtam a konszenzusfüggvény kiértékelésére. Megmutattam, hogy a közelítés a pontos maximumhelyet határozza meg az érzékelési hibákra vonatkozó felső korlát és az események távolságára vonatkozó alsó korlát betartása esetén.

A javasolt általánosítás segítségével a konszenzusalapú módszer alkalmazhatóvá válik a jelek jóval bővebb csoportjára, pl. beszélők követésére is. A javasolt módszer ilyen környezetben több nagyságrenddel képes csökkenteni az eszközök között átvitt adatok mennyiségét a hagyományos (korrelációs vagy nyálábformázáson alapuló) módszerekhez képest. Az alacsony adatmennyiség az alkalmazott tömör eseményleíróknak köszönhető.

Az eseménytípusok megválasztása kritikus a módszer szempontjából: a jelnek kellően gazdagnak kell lennie eseményekben, hogy kellő számú és gyakoriságú detekció keletkezhesen. Ugyanakkor túl nagy számú esemény a rendszer lassulásához, illetve az üzenetek mennyiségének szükségtelen növekedéséhez vezet.

A konszenzuson alapuló keresés és az ebből eredő implicit adatszűrés az eredeti módszerhez hasonlóan ellenállóvá teszi a rendszert akár a mérési hibák, akár pl. a visszhangos környezetben megjelenő téves detekciók ellen. A módszer működőképességét valós mérések illusztrálták: egy teremben beszélő ember pozícióját a rendszer egy egyszerű ad-hoc eseménykészlet segítségével 20cm pontossággal volt képes megállapítani.

Kapcsolódó saját publikáció: [S20].

3.4 Konszenzusalapú robusztus szenzorfüzió ADOA alapján történő helymeghatározáshoz

Gyakori eset, hogy a mérőrendszer referenciapontok irányszögének meghatározására képes. Ilyen esetre vezetnek különféle nyálábformáló módszerek (pl. [139]-[141]), vagy optikai iránymérések (pl. [115]-[116]). Amennyiben a mérőberendezés abszolút irányszöge ismert, a probléma AOA módszerre vezet (ahol a becslő a jeladókból a mért irányszögeknek megfelelően húzott egyenesek metszéspontjában van). Az abszolút irányszög ismerete azonban a gyakorlatban ritka, vagy ezek mérése pontatlan, viszont a szögműkönségek (nagyobb pontossággal) ismertek lehetnek. Ilyenkor ADOA módszerek alkalmazása indokolt.

Amennyiben az érzékelő pozíciója és irányultsága is ismeretlen (6 szabadsági fokú probléma), a feladat analóg a perspektív n-pont (PnP) néven jól ismert problémával, amelyre jól ismert *least squares* (LS) és *maximum likelihood* (ML) eljárások adnak megoldást ([143]-[146]). Gyakori azonban az az eset is, amikor az érzékelő egyik tengelyének irányultsága ismert (pl. függőlegesen áll, vagy IMU segítségével mérjük a függőlegestől vett eltérését [S21], [142]). Ilyenkor kevesebb érzékelésből is adható megoldás (*egy ismert tengelyű PnP probléma* [147], [148]). A fenti módszerek azonban önmagukban nagyon érzékenyek a kiugró hibák jelenlétére [S22], a hibatűrést itt más eszközökkel (pl. RANSAC [129]) kell biztosítani.

A következőkben tárgyalt becslési eljárás először a 2 dimenziós, majd az egy ismert tengelyű érzékelős 3 dimenziós lokalizációs problémára ad ADOA megközelítésű hatékony és pontos konszenzusos megoldást. A becslési eljárás tolerálja a mérések közötti teljesen hibás (kiugró) detekciók jelenlétét abban az esetben, ha elegendő számú helyes (bár potenciálisan zajos) mérés is rendelkezésre áll. Ez a hibamodell különösen realiztikus pl. optikai érzékelőket alkalmazó rendszerekben, ahol előfordulhat, hogy a jeladó maga takart, ám egy fényes felületen keletkező tükörképe látható: ez a nagy mérési hiba egyszerű LS és ML módszereknél nagy becslési hibához vezethet.

3.4.1 A 2 dimenziós ADOA helymeghatározási probléma

Adott a síkon elhelyezett N darab jeladó, J_i , $i = 1, 2, \dots, N$, ahol a J_i jeladó $P'_i = (x_i, y_i)$ pozíciója ismert. A jeladók jelét egy ismeretlen $p'_s = (x_s, y_s)$ pozíciójú és ismeretlen φ orientációjú érzékelő detektálja. Az érzékelő képes mérni a J_i jeladó v'_i irányvektorát saját K_K koordináta rendszerében. A feladat a jeladó p_s pozíciójának és φ orientációjának meghatározása.

A mérési elrendezést a 3.9 (a) ábra mutatja: A világ koordináta rendszert az x és y tengelyek mutatják, a jeladó p'_s pontban elhelyezett K_K koordináta rendszerét az x' és y' tengelyek jelzik. A K_K koordináta rendszer a világ koordináta rendszerhez képest ismeretlen φ szöggel van elfordítva. A J_i jeladónak a v'_i vektorból számított irányszögét a K_K koordináta rendszerben jelölje α_i , a J_i és J_j jeladó irányszög-különbsége pedig legyen $\alpha_{ij} = \alpha_j - \alpha_i$. A J_i jeladónak az érzékelő pozíciójából látható irányszögét a világ koordináta rendszerben jelölje β_i .

A pozíciómeghatározás geometriai módját az ismert P_i pozíciókból és a mért α_{ij} szögekből a 3.9 (b) ábra illusztrálja. Legyen egy tetszőleges detektált jeladó páros P'_1 és P'_2 . A két jeladónak az ismeretlen p'_s pozícióból mért irányszög-különbsége $\alpha_{12} = P'_1 p'_s P'_2$. Ekkor tehát p'_s a $P'_1 P'_2$, mint húr fölé rajzolt, α_{12} szögnek megfelelő látókörön (illetve ennek egyik ívén) helyezkedik el, ahogy a 3.9 (b) ábra mutatja. A kör középpontja a következőképpen számítható:

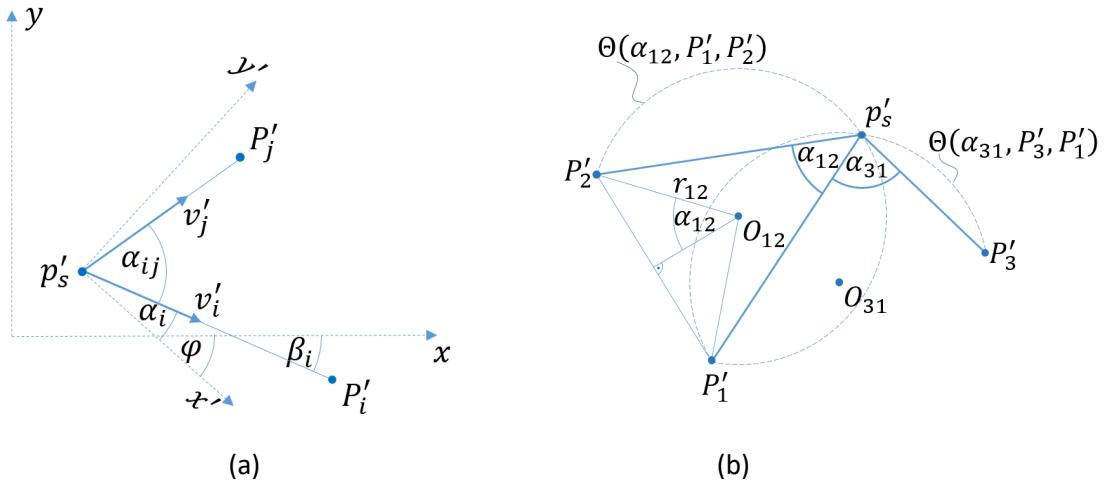
$$O_{12} = P'_1 + \Delta P / 2 + m v_o, \quad (3.35)$$

ahol $\Delta P = P'_2 - P'_1$, $m = |\Delta P| / (2 \tan \alpha_{12})$, $P'_1 = [x_1, y_1]^T$, $P'_2 = [x_2, y_2]^T$ és $v_o = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \Delta P / |\Delta P|$.

A kör r_{12} sugara pedig a következő:

$$r_{12} = \frac{1}{2} |\Delta P| \sqrt{1 + 1/(\tan \alpha_{12})^2}. \quad (3.36)$$

Jelölje $\Theta(\alpha_{12}, P'_1, P'_2)$ azt a J_1 és J_2 jeladók detekciójából α_{12} szöggel generált látókörívet, melynek középpontja (3.35), sugara pedig (3.36) szerinti. Egy másik detektált jeladó páros felhasználásával (pl. P_3 és P_1 segítségével a 3.9 (b) ábra szerint) egy újabb $\Theta(\alpha_{31}, P'_3, P'_1)$ látókörív definiálható, amelyen p'_s helyet foglal. A körívek metszéspontja adja a p'_s pozícióbecslőt.



3.9. ábra: Az AODA pozícióbecslési eljárás 2 dimenzióban. (a) A jeladók irányvektorainak mérése. (b) Az érzékelő pozícióbecslése.

Megjegyzések:

- Az $\alpha_{12} = P'_1 p'_s P'_2$ előjeles mennyiség, így egyértelműen azonosítható a P'_1 és P'_2 -n átmenő egyenes által definiált két félsík egyike, amelyen a megoldást adó egyetlen látókörív van (ellentétben az elemi geometriában megszokott szimmetrikus, két látókörívet tartalmazó esettel).
- A P'_3 és P'_2 pontok fölé rajzolt látókörív (a 3.9 (b) ábrán ez nem látható) ugyanazon pontban metszi $\Theta(\alpha_{12}, P'_1, P'_2)$ és $\Theta(\alpha_{31}, P'_3, P'_1)$ köríveket.

A kamera ismeretlen φ orientációja a p'_s ismeretében egyszerűen számítható [S22]: Legyen pl. a $p'_s P'_i$ vektor irányszöge a világ koordinátarendszerében β_i , melynek alapján egy lehetséges becslő:

$$\varphi = \beta_i - \alpha_i. \quad (3.37)$$

Amikor egyszerre háromnál több jeladó is érzékelhető, a fenti módszer kiterjeszthető és egy redundáns, robusztusabb megoldás adható. A kiterjesztés alapja, hogy minden lehetséges jeladó párhoz meghatározzuk a látóköríveket: ideálisan ezen látókörívek (közös) metszéspontja a kamera p'_s pozíciója. Valós körülmények között azonban a mérési hibák miatt számos metszéspont keletkezik. Ennek kezelésére a hagyományos (LS, ML) módszerek használhatók [149], [143], de ezek érzékenyek a kiugró mérési hibák jelenlétére. Így pl. egy eltakart jeladónak egy tükröződő képét detektálva a nagy mérési hiba nagy pozícióbecslési hibához vezet még akkor is, ha ezen kívül számos jó detekció is rendelkezésre áll. A hagyományos módszerekkel szemben a konszenzusalapú eljárások figyelembe tudják venni a lehetséges detekciós hibákat és így ellenállóak a kiugró hibákkal szemben. A 3.4.3 fejezetben a konszenzusalapú becslők módszertanát kiterjesztem szögmérés alapú mérések kezelésére is. Előtte azonban bemutatom a 2 dimenziós ADOA megközelítés alkalmazási módját 3 dimenziós környezetben.

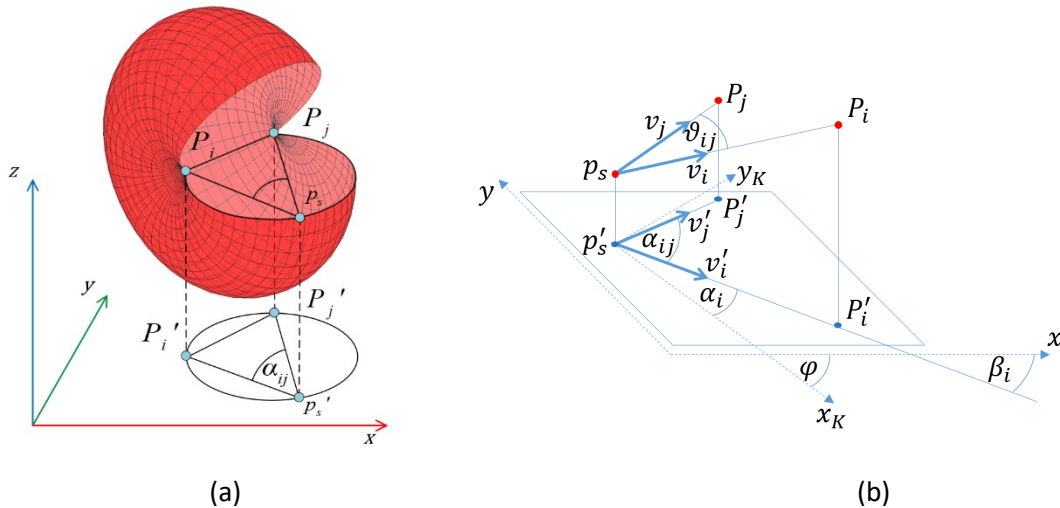
3.4.2 A 3 dimenziós ADOA helymeghatározási probléma egy ismert tengelyű érzékelővel

Adott a térben elhelyezett N darab jeladó, J_i , $i = 1, 2, \dots, N$, ahol a J_i jeladó $P_i = (x_i, y_i, z_i)$ pozíciója ismert a térben. A jeladók jelét egy ismeretlen $p_s = (x_s, y_s, z_s)$ pozíciójú érzékelő detektálja. Az érzékelő z tengelye párhuzamos a világ koordináta rendszer z tengelyével, az érzékelőnek ezen tengely körüli φ elfordulása azonban nem ismert (egy ismert tengelyű érzékelő problémája). Az érzékelő képes mérni minden J_i jeladó $v_i = (vx_i, vy_i, vz_i)$ irányvektorát saját koordináta rendszerében. Meghatározandó az érzékelő p_s pozíciója és φ orientációja.

Megjegyzések:

- A függőleges tengelyű érzékelő problémája ekvivalens azzal az esettel, amikor az érzékelő z tengelye nem párhuzamos a világ koordináta rendszer z tengelyével, viszont irányvektora ismert. A mérési eredmények ekkor egyszerű geometriai transzformációval a párhuzamos tengelyű esetre konvertálhatók. A transzformáció részleteit az F4. függelék tartalmazza. A jobb áttekinthetőség érdekében a továbbiakban az általánosság megszorítása nélkül csak a párhuzamos tengelyű – másképpen függőleges tengelyű, vagy felfelé néző – érzékelő esetét tárgyalom.
- A függőleges tengelyű érzékelő problémája (vagy általánosabb esetben az egy ismert tengelyű érzékelő problémája) gyakorlatban nagyon fontos. Ilyen esetre vezetnek vissza járművek tetejére szerelt, felfelé néző érzékelők, vagy az inerciális szenzorokkal egybeépített (pl. mobiltelefonba ágyazott) érzékelők is.

Az *általános* 3 dimenziós probléma egy lehetséges megközelítését a 3.10 (a) ábra illusztrálja. Amennyiben a (J_i, J_j) jeladó páros irányvektorainak ϑ_{ij} bezárt szögét tekintjük, akkor a p_s pozíciónak a $P_i P_j$ húr fölé ϑ_{ij} látószöggel rajzolt forgástesten kell lennie. A forgástest a két dimenzióban jól ismert látókörívből származtatható: a ϑ_{ij} szögű látókörívet $P_i P_j$ húr körül forgatva megkapjuk a térbeli megoldások lehetséges halmazát. A példában látható almára hasonlító forgástest akkor áll elő, ha ϑ_{ij} hegyesszög; tompaszög esetén a forgástest elnyújtott citromra emlékeztet, derékszög esetén pedig gömböt kapunk [S22]. Több érzékelő-páros esetén a látó-felületek (ideálisan egyetlen) metszéspontja jelöli ki a pozícióbecslőt. A probléma három jeladóval általában több megoldást ad [146], legalább négy, nem egy síkban elhelyezkedő érzékelővel azonban egyértelműen megoldható [145]. Az ismeretlen pozíció meghatározásához az általános esetben tehát az érzékelő-párosok által generált látó-felületek metszéspontjait kell meghatározni, ami erőforrás-igényes művelet.



3.10. ábra: (a) Az érzékelő lehetséges térbeli p_s elhelyezkedése szögmérés alapján, ha a jeladók a P_i és P_j pontokban helyezkednek el. (b) A 3 dimenziós és 2 dimenziós probléma kapcsolata.

A számítási komplexitás csökkentésének egy lehetséges módját szemlélteti a 3.10 (a) ábra alsó része: ha az érzékelő z tengelye függőleges, akkor a síkon a jeladók pozíciói $P'_i = (x_i, y_i)$, míg az érzékelő pozíciója $p'_s = (x_s, y_s)$ lesz, a jeladók vetületeinek síkon mért látószöge pedig α_{ij} . A problémát így a 3.10 (b) ábra szerint visszavezettük a 2 dimenziós esetre. A p'_s (síkbeli) pozíció és a φ orientáció meghatározása a 3.4.1. fejezetben leírtak szerint lehetséges. A hiányzó z_s magasság koordináta a p'_s becslő és $v_i = (v'_i, vz_i)$ ismeretében meghatározható [S22]: a 3.10 (b) ábra alapján $\frac{|p'_s P'_i|}{|v'_i|} = \frac{z_i - z_s}{vz_i}$, amiből az érzékelő magassága:

$$z_s = z_i - vz_i \frac{|p'_s P'_i|}{|v'_i|} \quad (3.38)$$

A következő fejezetben a szögmérés alapú mérések kezelésére szolgáló konszenzusalapú becslő működését mutatom be.

3.4.3 Konszenzusalapú pozícióbecslés ADOA környezetben

A konszenzusos becslő beépített hibamodellje az érzékelők pontossági tulajdonságainak ismeretét feltételezi. Ehhez a mérési folyamat ismerete szükséges. A jeladók általában LED-es fényforrások, az érzékelőknek azonban széles skálája lehetséges: ezek egyszerűbb esetben lehetnek fotodiódák, nagyobb pontossági igényekhez pozíció-érzékeny detektorokat (PSD) vagy kamerákat használnak. Az [115] és [116] megoldásokban 3 darab fotodiódát alkalmaztak érzékelőként egymástól 60, illetve 90 fokos szögben elforgatva. Az [121] rendszere PSD érzékelőt használt. Az [122] javaslat egy mobiltelefonba integrált általános célú kamerát alkalmazott, míg [S21]-ben az érzékelő egy halszem optikás kamera volt. A javasolt fúziós megoldást a továbbiakban az [S21] irodalomban található fizikai megoldáson szemléltetem. Itt a jeladók olyan LED-es fényforrások, amelyek látható fény alapú kommunikáció (Visible Light Communication – VLC) segítségével saját azonosítójukat (így implicit módon saját pozíciójukat) sugározzák, az érzékelő pedig egy felfelé néző széles látószögű (halszem-optikájú) kamerát használ. A kamera optikai tengelyének pontos irányát gyorsulásérzékelők segítségével mérjük, így a kompenzáció után jogos a feltételezés, hogy a (kompenzált) kamera optikai tengelye függőleges.

A kamera képfolyamán a villogó fényes foltok pozíciói és azonosítói detektálhatóak, a képről pedig meghatározható a kamera nyers K_C koordináta rendszerében a detektált folt $(x_{C,i}, y_{C,i})$ pozíciója (pixel egységekben). A kamera f_c kalibrációs modelljének ismeretében meghatározható a kalibrált kamera K_K koordináta rendszerében a J_i jeladó v_i normalizált irányvektora [150]:

$$v_i = (vx_i, vy_i, vz_i) = \left(\frac{x_{C,i}}{r_i}, \frac{y_{C,i}}{r_i}, \frac{f_c(x_{C,i}, y_{C,i})}{r_i} \right), \quad (3.39)$$

ahol f_c a kamera kalibrációs függvénye (körszimmetrikus kamera esetén) és

$$r_i = |x_{C,i}, y_{C,i}, f_c(x_{C,i}, y_{C,i})|. \quad (3.40)$$

A (3.39) és (3.40) összefüggésekből látszik, hogy $|v_i| = 1$. Mivel az érzékelő z tengelye felfelé mutat, a J_i jeladó x-y síkra merőleges vetületének irányvektora az érzékelő merőleges vetületéből $v'_i = (vx_i, vy_i)$, ennek irányszöge pedig a kamera K_K koordináta rendszerében α_i , a 3.10 (b) ábra szerint. Amíg a J_i és a J_j jeladók irányvektorai által bezárt szög ϑ_{ij} (ez használható pl. a 3.10 (a) ábrán látható erőforrás igényes látó-felszínes megoldáshoz), addig az x-y síkon a vetületek által bezárt szög $\alpha_{ij} = \alpha_j - \alpha_i$, ahogy a 3.9 (b) ábra mutatja. (A mérés részleteiről, illetve a hibák kompenzációjáról részletesen lásd: [S21]).

A hibamodellben feltételezzük, hogy a kamera nyers K_C koordináta rendszerében az $(x_{C,i}, y_{C,i})$ koordinátákon (pixeleken) detektált a J_i jeladó maximális detekciós hibája maximum D pixel lehet. Ekkor egy helyesnek elfogadott detekció bárhol elhelyezkedhet egy D sugarú, $(x_{C,i}, y_{C,i})$ középpontú kör belsejében (a kamera koordináta rendszerében). Ekkor a legnagyobb $\Delta\alpha_i$ szögmérési hiba az $(x_{C,i}, y_{C,i})$ pontban a következő:

$$\Delta\alpha_i = \arcsin\left(\frac{D}{\sqrt{x_{C,i}^2 + y_{C,i}^2}}\right) \quad (3.41)$$

Az α_{ij} látószög maximális $\Delta\alpha_{ij}$ detekciós hibája tehát a következő:

$$\Delta\alpha_{ij} = \Delta\alpha_i + \Delta\alpha_j. \quad (3.42)$$

Az x - y síkon lévő tetszőleges $p' = (x, y)$ pontra jelölje a J_i és J_j jeladók merőleges vetületeinek látószögét $\check{\alpha}_{ij}(x, y)$:

$$\check{\alpha}_{ij}(x, y) = \sphericalangle P'_i p' P'_j \quad (3.43)$$

Definiáljuk az $f_{i,j}(x, y)$ függvényt a következőképpen:

$$f_{i,j}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{ha } |\check{\alpha}_{ij}(x, y) - \alpha_{ij}| < \Delta\alpha_{ij} \\ 0 & \text{különben} \end{cases}. \quad (3.44)$$

Az (x, y) pontra a konszenzusfüggvény a következőképpen definiálható:

$$\lambda_D(x, y) = \sum_{\forall i,j,i \neq j} f_{i,j}(x, y) \quad (3.45)$$

Tehát $\lambda_D(x, y)$ azon detektált jeladó pároknak a számát adja meg, amelyek támogatják azt a hipotézist, hogy a keresett pozíció (x, y) , amennyiben a maximális detekciós hiba D . Ebből a pozícióbecslő a következőképpen adódik:

$$(\hat{x}_s, \hat{y}_s) = \operatorname{argmax} \lambda_D(x, y) \quad (3.46)$$

Amennyiben (3.46) több pontot ad megoldásul, úgy ezek geometriai középpontja alkalmazható pozícióbecslő gyanánt.

Megjegyzés: a (3.45) konszenzusfüggvény kiterjesztett változata tartalmazhat egy, az α_{ij} mért szöghkülönbség hihetőségére vonatkozó $q_{i,j}$ jellemzőt is¹. A $q_{i,j}$ felhasználásával a konszenzus függvény alakja a következő lesz:

$$\lambda_D(x, y) = \sum_{\forall i,j,i \neq j} q_{ij} f_{i,j}(x, y) \quad (3.47)$$

A jeladó orientációjának konszenzusos becslése a következőképpen végezhető el:

A v'_i vektor irányyszögét a világ koordinátarendszerében a 3.10 (b) ábra szerint β_i jelöli, így egy lehetséges orientáció becslő (3.37) mintájára a következő:

$$\varphi^{(l)} = \beta_i - \alpha_i. \quad (3.48)$$

¹ A $q_{i,j}$ minőségi jellemző a (J_i, J_j) jeladók között mért szöghkülönbség hihetőségét számszerűsíti. Ilyen minőségi jellemzőt pl. abból az egyszerű geometriai tényből származtathatunk, hogy az optika torzításának megfelelő kompenzálása után a helyesen detektált objektumok detektált távolságai arányosak az objektumok valós – ismert – távolságaival [141]. Ez a jelenség felhasználható egy heurisztikus minőségi jellemző előállítására, ami a helyesnek ítélt párokhoz $q_{i,j} = 1$, míg a téves detekciót tartalmazó detekció-párokhoz $q_{i,j} = 0$ értéket rendel [S21].

A számításnál felhasználható J_i jeladók kiválasztása a 3.2 fejezetben leírt logika alapján történik: a konszenzusos becslés után kiválasztjuk a szenzorok azon Γ halmazát, amelyek olyan mérésekben szerepeltek, amelyek a becslést támogatták, majd ezen halmazbeli J_i jeladókra előállítjuk $\varphi^{(i)}$ -t. A $\varphi^{(i)}$ becslők átlaga adja az orientáció becslőjét:

$$\hat{\varphi} = \frac{1}{|\Gamma|} \sum_{i: J_i \in \Gamma} \varphi^{(i)} \quad (3.49)$$

A jeladó magasságának konszenzusos becslése a következőképpen végezhető el:

A p_s vektor z koordinátájára (3.38) alapján egy lehetséges becslő a következő:

$$z_s^{(i)} = z_i - v z_i \frac{|p'_s p'_i|}{|v'_i|} \quad (3.50)$$

Itt is a Γ halmazbeli J_i jeladókat használjuk a becslő előállítására: mindegyik halmazbeli J_i jeladóra előállítjuk $z_s^{(i)}$ -t, majd a $z_s^{(i)}$ becslők átlaga adja a z_s koordináta becslőjét:

$$\hat{z}_s = \frac{1}{|\Gamma|} \sum_{i: J_i \in \Gamma} z_s^{(i)} \quad (3.51)$$

3.4.4 A konszenzusfüggvény gyors kiértékelése

A gyakorlatban (3.47) gyors, diszkrét közelítése alkalmazható. A megoldást egy ΔG felbontású rácson keressük. A rácson való kimerítő keresés helyett azonban a kiértékelés során azon rácspontokat fogjuk azonosítani, ahol a konszenzusfüggvény értéke nem nulla.

Jelölje a rácson értelmezett koordinátákat (\bar{x}, \bar{y}) , ahol a koordináták diszkrét értékek ΔG felbontással. A számítás menete a következő:

1. Kezdetben a rács minden pontját jelöljük 0-val.
2. Egy (J_i, J_j) jeladó párosra a detektált $(x_{c,i}, y_{c,i})$ és $(x_{c,j}, y_{c,j})$ koordinátákból és a maximális D detekciós hibából kiszámítjuk a minimum és maximum látószög értékét a (3.41)–(3.42) összefüggések segítségével:

$$\begin{aligned} \alpha_{ij,MIN} &= \alpha_{ij} - \Delta\alpha_{ij} \\ \alpha_{ij,MAX} &= \alpha_{ij} + \Delta\alpha_{ij} \end{aligned} \quad (3.52)$$

3. Opcionálisan előállítjuk a jeladó pár $q_{i,j}$ minőségi jellemzőjét.
4. Előállítjuk a szögek $\alpha_k = \alpha_{ij,MIN} + k\Delta\alpha$ sorozatát $\Delta\alpha = (\alpha_{ij,MAX} - \alpha_{ij,MIN})/N_\alpha$ lépésközzel, ahol $k = 0, \dots, N_\alpha$. Ebből látókörívek $\Theta_k = \Theta(\alpha_k, P'_i, P'_j)$ sorozatát definiáljuk, (3.35) és (3.36) felhasználásával. Minden Θ_k körívet N_C egyenletesen elosztott pont segítségével közelítünk: a pontok legyenek p_1, p_2, \dots, p_{N_C} . Minden p_i ponthoz legközelebbi rácspontot 1-el jelöljük. Így minden detektált jeladó párosra a rács tartalmazza az $f_{i,j}(x, y)$ függvény $\bar{f}_{i,j}(\bar{x}, \bar{y})$ diszkrét közelítését.
5. Az 1-4. lépéseket minden jeladó párra elvégezve a (3.45) és (3.47) összefüggésekhez hasonlóan a rácson a következőképpen számítható a diszkrét konszenzusfüggvény:

$$\bar{\lambda}_D(\bar{x}, \bar{y}) = \sum_{\forall i,j, i \neq j} q_{i,j} \bar{f}_{i,j}(\bar{x}, \bar{y}) \quad (3.53)$$

6. A $\bar{\lambda}_D(\bar{x}, \bar{y})$ maximum értékéhez tartozó (\bar{x}, \bar{y}) koordináták középpontja szolgáltatja az \hat{x} és \hat{y} becslőket.
7. A $\hat{\varphi}$ orientáció becslő a (3.48)-(3.49) alapján számítható.
8. A \hat{z} magasság becslő a (3.50)-(3.51) alapján számítható.

A javasolt eljárás– ellentétben a 3.1.3. fejezetben javasolt módszerrel – nem tartalmaz keresési heurisztikákat, így futási ideje jól becsülhető. A fenti algoritmus $O\left(\frac{A}{\Delta G^2}\right)$ nagyságrendű egyszerű és jól gyorsítható műveletet (inicializálást, blokkos összeadásokat, illetve egy maximumkeresés) tartalmaz, ahol A a keresési sík területe, ΔG pedig a rácspontok távolsága. A számításigényesebb látókör-generálási lépések komplexitása csak $O(qN_cN_\alpha)$, ahol q a szögműködés-mérések száma, N_c és N_α pedig az algoritmus paraméterei. Tehát az algoritmus a keresési tér területével lineárisan arányos, a mért szögműködés adatok számával pedig szintén lineárisan arányos komplexitású. Az utóbbi feltétel szélsőséges esetben (amennyiben egyszerre a valamennyi jeladó látható és valamennyi mérhető szögműködést fel is használjuk) azt jelenti, hogy a komplexitás a jeladók számának négyzetével arányos $O(N^2)$ lehet.

3.4.5 Kísérleti eredmények

Ebben a fejezetben a konszenzusalapú ADOA fúziós eljárást alkalmazó beltéri helymeghatározó rendszer teszteredményeit ismertetem ([S21], [151]). A prototípus rendszerben a tesztek során a következő szenzorokat alkalmaztuk: a video érzékelő egy olcsó USB web-kamera volt, amely egy 1/2.7" OV2710 érzékelőt tartalmazott. A szenzor egy 1920x1080 pixel felbontású videó-folyamat képes 30 FPS sebességgel szolgáltatni. A kamerán egy egyszerű műanyag halszem optika található, amely 180° látószöveget biztosít. A kamera dőlésvektorát egy Bosch BMA180 3-tengelyű gyorsulásérzékelő szolgáltatja, melynek felbontása 12 bit, érzékenysége pedig 2.5 mm/s². A rendszer tartalmaz továbbá egy Freescale MAG3110 3-tengelyű magnetométert (iránytűt), melynek teljes mérési tartománya $\pm 1000\mu T$, az érzékenysége pedig $0.1\mu T$. Ezzel a szenzorral egy – itt nem ismertetett – csökkentett pontosságú AOA becslő adható akár egyetlen érzékelt jeladó segítségével is [S21].

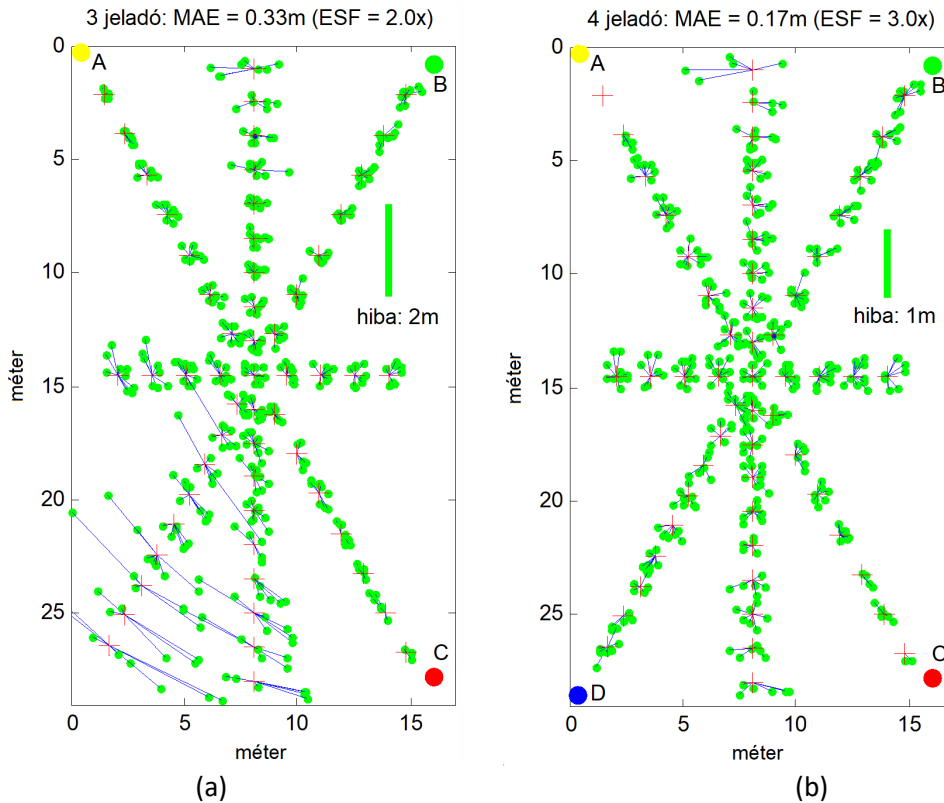
A tesztrendszerben implementált fúziós algoritmus az 3.4.3 fejezetben bemutatott 3- vagy több-jeladós megoldáson kívül még tartalmaz két alacsonyabb pontosságú becslőt is, amelyek szükség esetén 1 vagy 2 érzékelt jeladó esetén is képesek a pozíció becslésére [S21].

A rendszer valós körülmények közötti tesztelését egy kb. 30m x 17m méretű tornateremben végeztük el. A tesztek során 3 jeladós (A, B, C jeladók) és 4 jeladós (A, B, C, D jeladók) konfigurációkat teszteltünk. A teszt során 57 referencia-pozíciót jelöltünk fel, a terem tengelyei és átlói mentén. A jeladók pozícióit és minden referenciapozíció helyét lézeres távolságmérővel hitelesítettük.

A pozícióbecslés hibáit a 3.11. ábra mutatja a két vizsgált konfigurációra.

A 3.11. ábrán a jeladók pozícióit színes (sárga, zöld, piros, kék) körök, a tesztpontok pozícióit pedig piros keresztet mutatják. A becsült pozíciókat zöld pontok jelzik, amelyeket az ideális

pozícióval egy-egy vékony kék szakasz kapcsol össze. A jobb láthatóság kedvéért a 3.11. ábrán a becslési hibákat – irányuk változtatása nélkül – felnagyítottuk egy ESF nagyítási tényezővel: a 3 jeladós esetben a képen jelzett hiba (a kék szakaszok hossza) a valósak kétszerese ($ESF = 2$), míg 4 jeladós esetben a jelzett hiba a valósak háromszorosa ($ESF = 3$).



3.11. ábra: Mérési eredmények (tornaterem). (a) Három jeladós konfiguráció. (b) Négy jeladós konfiguráció.

A 3.11 (a) ábrán látható három jeladós konfigurációban az átlagos abszolút hiba (MAE) 33 cm-re adódott. Jól látható, hogy a hiba szisztematikusan növekszik az ábra bal alsó sarka felé: itt a GDOP miatt nagy a hibaérzékenység, hiszen mindhárom látókör csaknem párhuzamosan fut ezen a területen.

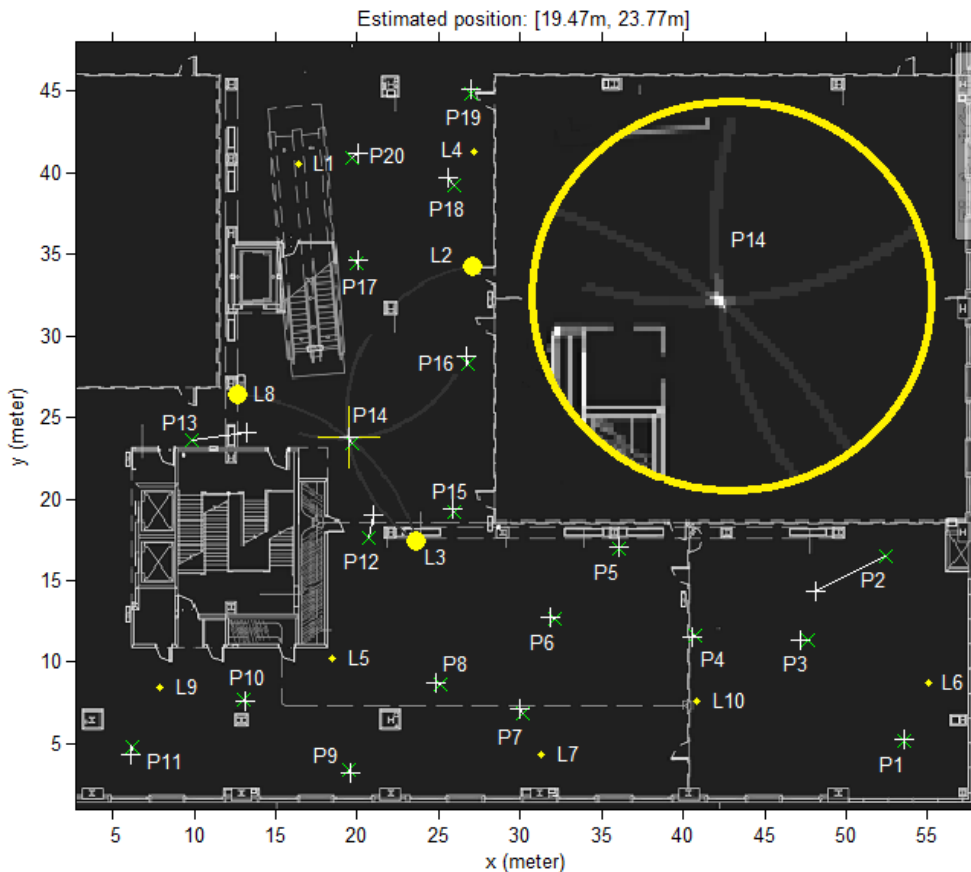
A négy jeladó láthatóan jobban lefedi a területet, viszonylag állandó alacsony hibát biztosítva az egész területen, ahogyan a 3.11 (b) ábrán látható. Itt az átlagos hiba mindössze 17 cm volt.

A helymeghatározó rendszerek teljesítőképességét nehéz összehasonlítani, ha a tesztkörülmények nem azonosak. Az összehasonlításra jó lehetőséget ad a Microsoft cég évente megrendezett beltéri lokalizációs versenye, a Microsoft Indoor Localization Contest [151]. Az alábbi összehasonlítás a 2015 évi versenyen elért eredmények felhasználásával készült, ahol a prototípus rendszer is megmérettetett a nemzetközi mezőnyben, a technológiák széles skáláját használó egyéb rendszerekkel együtt.

A versenynek egy konferenciaközpont adott otthont kb. 2000m² területen, amely számos helységet, falakat, oszlopokat, lépcsőket, stb. tartalmazott. A helyszín alaprajzát a 3.12. ábra mutatja.

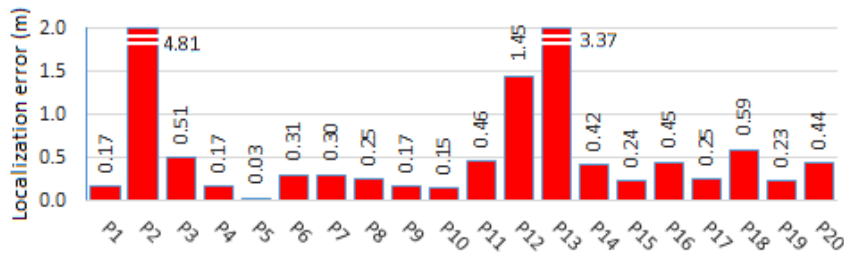
A rendszereket a szervezők a helyszínen felmért (a résztvevők számára előre nem ismert) 20 referenciapont segítségével értékelték: minden referenciapontban minden rendszerrel egyetlen mérés eredményét rögzítették. A referenciapontokat a 3.12. ábrán a P1-P20 pontok jelölik. A verseny után a rendezők az eredményeket nyilvánosságra hozták [151], ennek felhasználásával készült az alábbi összehasonlítás.

A verseny során maximum 10 jeladó felszerelésére volt lehetőség. A LookUp fantázianévre keresztelt prototípus rendszer jeladó pozícióit a 3.12. ábrán az L1-L10 pozíciók (sárga pöttyök) reprezentálják. A verseny során a rendszer által becsült pozíciókat fehér keresztek jelölik, melyeket a megfelelő referenciapozícióval kis vonal köt össze (pontos becslő esetén a vonal nem látható). A 3.12. ábrán látható képernyőkép az eredményeken kívül a P14 referenciapontbeli lokalizációt mutatja, ahol 3 jeladó látszott (ezeket 3 nagyobb sárga pont jelzi). A sárga körben kinagyított részlet mutatja a konszenzusfüggvény alakulását a P14 referenciapont környezetében, ahol világosabb színek magasabb értéket jeleznek.



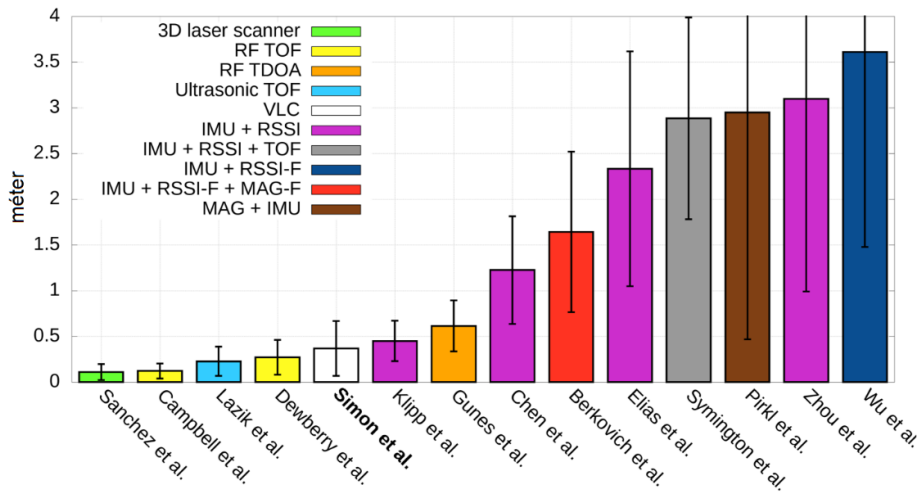
3.12. ábra: Mérési eredmények (Microsoft Indoor Localization Contest).

A 20 referenciaponthoz tartozó hibákat a 3.13. ábra mutatja. Láthatóan 3 kiugróan magas hiba szerepel az ábrán (P2, P12, P13). Ennek oka részben a szoftver később feltárt implementációs hibái voltak, részben pedig a helyszíni installáció során elkövetett hibák (összekevert jeladó azonosítók). A kiugró hibákon kívül a többi esetben a hiba 0.5m környékén vagy alatta volt. Mivel a versenyen résztvevő többi rendszer is hasonló problémákkal küzdött, az összehasonlításban a továbbiakban a 90%-os percentilishez tartozó hibákat vettük figyelembe.



3.13. ábra: A LookUp rendszer pozíciómeghatározási hibái a P1-P20 referenciapontokban.

Az összehasonlításban a versenyen résztvevő 14 rendszer szerepel, amelyeket a 3.14. ábra mutat. Az ábrán látható a rendszerek lokalizációs hibáinak átlaga és varianciája, az eredmények legjobb 90%-ának felhasználásával. A rendszerek rövid leírása a [151] összeállításban található. A rendszereket az első szerző nevével azonosítjuk, alkalmazkodva a [151] jelöléseihez, a 3.14. ábrán látható módon. Az ábra továbbá színekkel mutatja a rendszerek által alkalmazott technológiák jelölését is.



3.14. ábra: Az összehasonlításban használt rendszerek 90%-os percentiliséhez tartozó hibája és varianciája.

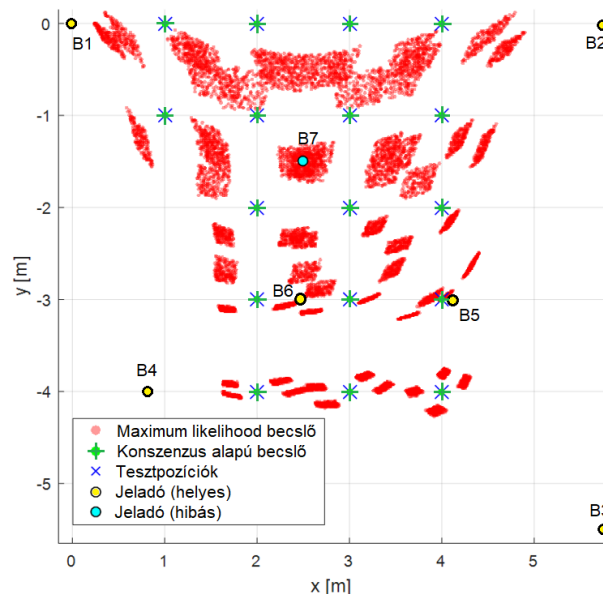
Sanchez et al. egy 3D lézerekkel használt fel a lokalizációs rendszer alapjául, amely valós időben felépítette a környezet 3-dimenziós modelljét, majd ezt egy referencia térképpel összehasonlítva határozta meg az aktuális pozíciót, mintegy 11cm átlagos hibával. A rádióhullámok terjedési sebességét felhasználó rendszerek is jó eredményeket produkáltak: Campbell et al. és Dewberry et al. UWB rádiókat alkalmazott futásidő mérésére, ezzel 12cm és 27cm átlagos hibát produkáltak. Gunes et al. a futásidő helyett rádióhullámok futásidő-különbségét mérte, 61cm átlagos hibát produkálva. Lazik et al. rendszere ultrahangos futásidő-mérésen alapulva 23cm átlagos hibát adott. A LookUp fény-alapú prototípus rendszer (Simon et al.) 37cm-es átlagos hibát produkált.

Számos rendszer használt mozgásérzékelő szenzorok (Inertial Measurement Unit - IMU) segítségével megvalósított ún. „dead reckoning” módszereket. Ezek pontosságát RSSI alapú mérésekkel pontosítva a módszerrel 0.5m és 3.5m közötti pontosságot értek el. Ezen rendszerek közül Klipp et al. hibája volt a legalacsonyabb (45cm átlagos hibával), amelyben az IMU egységet a cipőre szerelték. Itt az RSSI méréseket csupán a kezdeti helymeghatározás

céljára használták. Chen et al. és Elias et al. rendszerei az RSSI mérések segítségével korrigálták a dead reckoning eredményeket. Zou et al. módosított WiFi átjátszókat alkalmazott RSSI mérések céljára, melyeket az IMU mérésekkel finomítottak. Symington et al. a dead reckoning becslőket RSSI és rádiófrekvenciás futásidő mérésekkel fuzionálta. Wu et al. rendszerében RSSI lenyomatokat (térképet) alkalmaztak, míg Berkovich et al. az RSSI és mágneses lenyomatot együtt alkalmazta a dead reckoning pontosságának növelésére. Pirkel et al. rendszerében oszcilláló mágneses mező felhasználásával határozták meg a pozíciót, melyet IMU adatokkal finomítottak, így 2.9m átlagos hibát érve el.

A legjobb eredményt szolgáltató rendszer 3D lézer szkennert alkalmazott. Ez a rendszer nem igényel speciális infrastruktúrát, viszont az érzékelő eszköz nagyon drága (a versenyen alkalmazott szenzor több ezer dollárba került). A rádiós vagy ultrahangos futásidő méréseken alapuló módszerek majdnem hasonlóan jó eredményt adtak. Ezekhez a módszerekhez speciális infrastruktúra előzetes installálása szükséges (jeladónkénti ~\$100 árban) és a követett eszköz is hasonló árban van. A LookUp prototípus eszköz által használt szenzor szintén költséghatékony (~\$50), a jeladó pedig némi módosítást kíván a világítási infrastruktúrában (vagy egyedi jeladók felszerelése szükséges, mintegy \$50 árban jeladónként). Ez a módszer is a néhány deciméteres pontossági tartományba esett. Az RSSI-vel kombinált dead reckoning módszerek potenciálisan méteres nagyságrendű hibát adnak, bár speciális szenzorokkal (pl. cipőre erősített szenzorok) a hiba akár 0.5 méterre is csökkenthető. Ezen módszerek előnye, hogy nem igényelnek speciális infrastruktúrát (a létező WiFi hálózatot alkalmazzák), az inerciális szenzorok ára pedig ~\$50 körül mozog. Itt esetleg alacsonyabb igények esetén az okostelefonok beépített szenzorai is alkalmazhatók. Ezen módszerek egy része kezdeti inicializálást igényel. A mágneses téren alapuló módszer a néhány méteres pontossági tartományban mozog; itt mind a szenzorok, mind a jeladók becsült költsége ~\$50.

A konszenzusalapú helymeghatározó rendszer hibatűrő viselkedését a 3.15. ábrán bemutatott szimulációs kísérlet illusztrálja.



3.15. ábra: Konszenzusalapú és maximum likelihood becslők összehasonlítása kiugró mérési hiba jelenléte esetén.

A kísérletben a konszenzusalapú fúzió működtetéséhez 5 jeladót használtunk fel, melyek közül négyet helyesen érzékeltünk (az ábrán B1-B4 jeladók), az ötödik jeladó (B7) pozícióját azonban a kamera képén véletlen módon $\pm(50 - 100)$ pixel értékkel elmozdítottuk, ezzel szimulálva a kiugróan rossz érzékelést. A teszt során végrehajtott 800 független kísérlet során minden alkalommal a helyes becslőt kaptuk, az ábrán jelölt konszenzusos becskők a tesztpozíciókkal gyakorlatilag egybeesnek. Az összehasonlításához használt maximum likelihood algoritmusnak (MLPnP [143]) legalább 6 jeladóra van szüksége, így ebben az esetben 7 jeladót használtunk, melyből hatot helyesen detektáltunk (B1-B6), egyet pedig (B7) kiugró hibával. A kísérletek eredményei a 3.15. ábrán látható módon nagy szórást mutattak. A kísérlet jól mutatja a konszenzusalapú megközelítés hibatűrő jellegét a hagyományos (jelen esetben maximum likelihood) megközelítésekkel szemben.

3.4.6 Összefoglalás

Új konszenzusalapú becslőt javasoltam szögműködés (ADOA) jellegű mérési eredmények fúziójához. A javasolt módszert először 2 dimenziós környezetben mutattam be, majd ezt az eredményt felhasználva módszert adtam 3 dimenziós lokalizációra is, amennyiben az érzékelő egyik (itt függőleges) tengelyének irányultsága ismert (egy ismert tengelyű érzékelő problémája). A javasolt módszer becslője az általános esethez képest sokkal gyorsabban számítható, hiszen térbeli lokalizáció esetén is csak síkbeli keresést igényel, elhanyagolható mennyiségű extra számítással.

Javaslatot adtam a konszenzusalapú becslő hatékony számítására egy rácsfelület pontjai felett. A módszer a feltételezett maximális mérési hiba, mint hibamodell alapján működik és a javasolt konszenzusfüggvény azon jeladó-párok számát adja meg, amelyek együttesen támogatják az adott pont, mint becslő elfogadását a megadott hibahatáron belül. A módszer számításigénye a rácpontok számával, illetve a felhasznált szögműködés-mérések számával arányos.

A javasolt ADOA módszer pontosságát kísérleti eredmények segítségével illusztráltam. Nagy (több száz, illetve több ezer négyzetméter) alapterületű teszthelyszíneken a rendszer pontossága 3-4 látható jeladó esetén néhány deciméter. Ez az összehasonlításban használt más elvű módszerekkel összevetve a legpontosabbak közé tartozik, ár/pontosság tekintetében pedig a legjobbak között van.

A módszer hibatűrő tulajdonságait szimulációs tesztekkel illusztráltam: a bemutatott teszt során a konszenzusalapú becslő négy helyes mérés mellett egy teljesen hibás mérés jelenlétét kiválóan tolerálta, míg az összehasonlításban használt, széleskörűen használt maximum likelihood becslő hat helyes mérés mellett egy hibás mérés hatására nagy becslési hibákat produkált.

Kapcsolódó saját publikációk: [S21], [S22].

3.5 Az eredmények hasznosítási lehetőségei és hasznosulása

A TDOA alapú helymeghatározás alkalmazási területe nagyon széles. Napjainkra az ultra-szélessávú rádióhullámok (UWB) alkalmazásával működő futásidő-alapú távolságmérő eszközök ipari tömegtermékké váltak [94], [152]. Ezen eszközök nagyobb léptékű, skálázható alkalmazása során a futásidők helyett futásidő-különbségeket mérnek, ami TDOA feladatra vezet [153]. Ilyen rendszereket sikerrel alkalmaztak személyek, tárgyak, járművek, illetve drónok követésére [95], [96], [154]. A rádióhullám-alapú mérések kültéri alkalmazásokat is lehetővé tesznek: szoftver-rádiók alkalmazásával különféle rádió források TDOA-alapú helymeghatározását és követését lehetővé tevő rendszereket fejlesztettek ki [155], [156].

Akusztikus források lokalizálása is gyakori alkalmazási lehetőség: a beszélő-követés (pl. a humanoid robotokban történő alkalmazásokhoz [97], [157]), vagy impulzív akusztikus források (pl. bomba, fegyver) pozíciójának meghatározása [98], [99] szintén TDOA problémaként kezelhető csakúgy, mint számos passzív radar alkalmazás [158], [159], vagy a földrengések epicentrumának meghatározása [160].

Szintén számos mérési eljárás és alkalmazási környezet vezet ADOA feladatra: rádióhullámú források lokalizációja során alkalmazott módszer [102], akár milliméter hullámhosszú (EHF) források [161], akár WiFi jeladók esetén [103]. Akusztikus források lokalizációja esetén is számos megoldásban ADOA megközelítést használnak, pl. lövések lokalizációja [162], vagy passzív szonár alkalmazások [104] esetén. A fény-alapú lokalizációs eljárások egy része fotodióda-alapú iránybecslést használ [115], [116], [163], [164], mások speciális irányérzékelőket alkalmaznak [121], [165], [166], a legpontosabb megoldások pedig kamerákat használnak [167], [168]: ezen mérésekből szintén adható ADOA megközelítéssel pozícióbecslő.

A konszenzusalapú fúziós technika alkalmazása nagyon sikeres volt akusztikus orvlövész lokalizációs alkalmazásokban TDOA mérések segítségével [S13], [S14], [S15]. A módszer nagy pontosságú eredményt adott még olyan helyszíneken is, ahol a visszhangok igen jelentősen megnehezítik a becslést. A rendszer kifejlesztése előtti lövész-lokalizációs rendszerek nagyvárosi környezetben nagyon megbízhatatlanul működtek, tudomásom szerint az általunk kifejlesztett rendszer volt az első, ilyen környezetben jól alkalmazható mérőrendszer.

Az ismertetett konszenzusalapú TDOA fúziós alapeljárást az [S18] USA szabadalom védi.

Az ADOA alapú konszenzusalapú fúziós technikát sikeresen alkalmaztuk beltéri lokalizációs feladatok megoldására. A technológia jó ár/érték arányúnak bizonyult: pontossága vetekszik, illetve nem sokkal marad el a lényegesen drágább technológiai megoldásokétól. A technológia a Microsoft Indoor Localization Contest 2015 versenyén a nemzetközi mezőnyben elért előkelő helyezéssel bizonyította létjogosultságát [151]. Az eljárás továbbfejlesztett változatát ipari autonóm járművek helymeghatározására alkalmaztuk [S22], [S25].

A javasolt konszenzusalapú becslő több irányban is továbbfejlesztésre és hasznosításra került újabb megoldásokban:

- A konszenzusalapú becslő adaptív kiterjesztése lehetővé teszi a szenzorok megbízhatóságának figyelembe vételét [S23].
- Egy sztochasztikus-alapú gyorsítással a kiértékelés sebességét további 3 nagyságrenddel sikerült növelnünk [S24].
- A TDOA konszenzusfüggvényt továbbfejlesztették a TDOA adatok mellett érkezési irányszögek egyidejűleg kezelésére és így sikeresen alkalmazták védősisakon viselhető rendszerekben is [169].
- Az ADOA alapú beltéri lokalizációs rendszer jeladó- és érzékelő-oldali továbbfejlesztésével teljesen valós idejű (másodpercenként akár 90 becslést szolgáltató) szolgáltatást sikerült biztosítani, amely autonóm járművek költséghatékony lokalizációs eljárásaként is alkalmazható [S22].
- Amennyiben többféle mérés áll rendelkezésre (pl. AOA és TOA), ezek fúziója egységesen, egyetlen konszenzusalapú becslési eljárásán belül is kezelhető [169], [S21].

3.6 Új tudományos eredmények összefoglalása

II. téziscsoport: Robusztus pozícióbecslő eljárások

4. tézis. Konszenzusalapú robusztus szenzorfüzió futási idő-különbségek alapján történő helymeghatározáshoz

Új elvű, a mérési hibákra nézve nagymértékben toleráns, a mért értékek konszenzusán alapuló füziós eljárást javasoltam futási idő-különbségek (TDOA) alapján működő helymeghatározó rendszerek megvalósítására. Az eljárás diszkrét eseményeket generáló jelforrások helymeghatározására alkalmas.

- 4.1. Definiáltam a TDOA problémakörhöz tartozó konszenzusfüggvényt, amelynek maximumhelye adja a pozícióbecslőt.
- 4.2. Gyors, korlátozás és szétválasztás elvű eljárást adtam a konszenzusfüggvény diszkrétizált közelítésének kiértékelésére.
- 4.3. Bebizonyítottam, hogy a kereső eljárás a diszkrétizált konszenzusfüggvény globális maximumát találja meg.

TDOA esetre a konszenzusos becslő származtatása a következő:

- a. Adott N darab érzékelő: S_i , $i = 1, 2, \dots, N$, ahol az S_i érzékelő $p_i = (x_i, y_i, z_i)$ pozíciója ismert a térben.
- b. A forrás véletlen t_0 időpillanatban jelet bocsát ki a tér ismeretlen $p_s = (x_s, y_s, z_s)$ pontjából. Az ismert sebességgel terjedő jelet a szenzorok érzékelik és a t_i érzékelési időket rögzítik ($i = 1, 2, \dots, N$).
- c. Tegyük fel, hogy az ismeretlen pozíciójú forrás a tér $p = (x, y, z)$ pozíciójában van. Ebben az esetben minden szenzorra (p , p_i , t_i és a jel v terjedési sebességének ismeretében) kiszámítható az a T_i időpillanat, amikor a szenzor mérése szerint a feltételezett p pozícióból a jelnek el kellett indulnia.
- d. Definiáljuk a $w \geq 2(\frac{\Delta s}{v} + \Delta T)$ hibaszórágot, ahol Δs a szenzorok maximális pozícióhibája, és ΔT az időmérés maximális hibája (amely egyrészt a szenzorok közötti időszinkronizációs hibából, másrészt a detekció és az időmérés pontatlanságából adódik). Legyen az $f_w(\tau)$ ablakfüggvény értéke 1, ha $|\tau| < \frac{w}{2}$, 0 különben.
- e. A $\lambda_w(x, y, z)$ konszenzusfüggvény azon szenzorok számát adja meg, amelyek együttesen támogatják azon hipotézist, hogy a forrás az (x, y, z) pontban van. A konszenzusfüggvény definíciója a következő:

$$\lambda_w(x, y, z) = \max_{t \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^N f_w(T_i(x, y, z) - t).$$

- f. A pozícióbecslő a $\lambda_w(x, y, z)$ konszenzusfüggvény maximumánál van. Általában λ_w a maximumát nem egy pontban, hanem egy Ψ területen veszi fel, amelynek mérete függ w értékétől. Praktikusan a pozícióbecslőt Ψ középpontjába helyezzük, míg Ψ területe, illetve elhelyezkedése jól használható a lehetséges becslési hiba jellemzésére.

A fenti módszer feltételezi, hogy a keresési tér minden egyes pontjában $\lambda_w(x, y, z)$ értékét ki tudjuk értékelni, ezért valós körülmények között praktikusán nem alkalmazható. Valós felhasználásra kidolgoztam a fenti algoritmus iteratív, diszkrétizált változatát, amely a diszkrét konszenzusfüggvény gyors kiértékelését egy korlátozás és szétválasztás (Branch and Bound, B&B) típusú keresés formájában végzi el. Bebizonyítottam, hogy az iteratív diszkrét keresés a folytonos konszenzusfüggvény egyik maximumhelyét adja.

A javasolt eljárás olyan esetekben alkalmazható, amikor a jelforrás jól azonosítható, diszkrét jeleket bocsát ki. Ilyen lehet pl. lövések hangja (akusztikus forrás) vagy impulzus-jellegű rádiójelek (ultra-szélessávú rádió forrás). A módszer tesztelése során akusztikus forrásokat és mikrofonos érzékelőket használtunk.

A módszert valós méretű tesztkörnyezetben (kb. 60x80x10m), nagyszámú akusztikus szenzor ($N > 50$) alkalmazásával teszteltük. Az iteratív diszkrét kereső eljárás ilyen körülmények között is valós időben képes a fúziót elvégezni. Az eljárás nagy előnye a nagymértékű robusztusság: a mérések nagy része lehet hibás (tesztek során a hibaarány sokszor az 50%-ot is meghaladta), a fúzió mégis nagy pontosságú eredményt ad. A fenti környezetben az átlagos hiba mindössze 1.3m volt.

A tézis eredményeit leíró saját publikációk: [S13], [S14], [S15], [S16], [S17], [S18].

5. tézis. Megnövelt pontosságú pozícióbecslés a konszenzusalapú szenzorfüzió kiterjesztésével
Kiterjesztést javasoltam a konszenzusalapú, futási idő-különbségek alapján történő helymeghatározás pontosságának növelésére.

- 5.1. *Módszert javasoltam a konszenzusalapú szenzorfüzió pontosságának növelésére. A módszer első lépésként egy konszenzusalapú pozícióbecslőt állít elő diszkrét értelmezési tartományon, a második lépésben pedig ezen pozícióból kiindulva immár folytonos értelmezési tartományon iteratív keresést hajt végre a konszenzusfüggvény segítségével lesűkített szenzorhalmaz méréseinek felhasználásával.*
- 5.2. *Megmutattam, hogy a becslő közel optimálisnak tekinthető: a kísérletek szerint a becslő átlagos négyzetes hibája nagyon közel van az adott körülmények között elvileg elérhető – a Cramer-Rao alsó korlát által definiált – alsó korláthoz.*

A 4. tézisben javasolt alapalgoritmus a keresést diszkrét térben végzi, így a becslő pontosságát a diszkrét tér felbontása korlátozza. Az elérhető pontosságot a w ablakszélesség paraméter értéke szintén befolyásolja, amelynek a zajmodellől függő konzervatív beállítása a megfelelő működés feltétele. A fenti, pontosságot korlátozó tényezőket küszöböli ki a módszer kiterjesztése.

A kiterjesztett pozícióbecslő működése a következő (a jelölések megegyeznek a 4. tézisben használtakkal):

- a. Hajtsuk végre a 4. tézisnél leírt algoritmust: legyen $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ a kapott pozícióbecslő.
- b. Állítsuk elő a \hat{t} becsült emissziós időpillanatot, amelyre igaz, hogy

$$\lambda_w(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) = \sum_{i=1}^N f_w(T_i(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) - \hat{t}).$$

- c. Legyen a $\Gamma \subseteq \{1, 2, \dots, N\}$ azon konszenzusos szenzorok i indexeit tartalmazó halmaz, melyekre igaz, hogy $f_w(T_i(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) - \hat{t}) = 1$.
- d. Definiáljuk a következő kvadratikus hibafüggvényt:

$$Cf(x, y, z, t) = \sum_{i \in \Gamma} e_i^2(x, y, z, t),$$

ahol $e_i(x, y, z, t) = d_i(x, y, z) - v(T_i(x, y, z) - t)$ és $d_i(x, y, z) = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2}$.

- e. Határozzuk meg $Cf(x, y, z, t)$ minimumát az $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}, \hat{t})$ kezdőpontból indított gradiens kereséssel. A minimumhely szolgáltatja a pozícióbecslőt (és járulékosan az emissziós idő becslőjét is).

A módszert akusztikus lövész-lokalizáció alkalmazásban teszteltük és pontosságát összehasonlítottuk az alap-algoritmuséval. A tesztek tanúsága szerint a hiba értékét átlagosan 30%-al sikerült csökkenteni. A módszer pontosságát kísérletileg összevettem az elméleti pontossággal: a szimulációs tesztek szerint a javasolt megoldás átlagos négyzetes hibája közel van ahhoz a Cramer-Rao korláthoz, amelyet a hibahatáron belül működő szenzorok segítségével származtathatunk, míg a pontosság természetes elmarad attól az elméleti korláttól, amit az összes szenzor helyes működése esetén kapnánk. Így a módszer közel optimálisnak tekinthető: az adott körülmények között elérhető lehetséges legjobb megoldáshoz közeli eredményt szolgáltat.

A tézis eredményeit leíró saját publikáció: [S19]

6. tézis. Általánosított konszenzusalapú szenzorfüzió futási idő-különbségek alapján történő helymeghatározáshoz

Általánosítottam a futásidő-különbségek alapján működő konszenzusalapú helymeghatározó eljárást olyan esetekre, amikor a forrás többféle eseményt folyamatosan emittál magából. A jel-osztály kiterjesztése lehetővé teszi pl. beszédjelek helymeghatározását is.

- 6.1. *Általánosítottam a TDOA alapú konszenzuszfüggvényt többféle eseménytípus és több, egymást követő esemény kezelésére.*
- 6.2. *Gyors kereső eljárást adtam a konszenzuszfüggvény közelítő kiértékelésére. Megmutattam, hogy a közelítő kiértékelés a pontos maximumhelyet határozza meg az érzékelési hibákra vonatkozó felső korlát és az események távolságára vonatkozó alsó korlát betartása esetén.*

A 4. tézisben javasolt eljárás olyan esetekben alkalmazható, amikor a jelforrás egy fajta, jól azonosítható diszkrét jelet bocsát ki (pl. lövés hangja). Számos alkalmazásban a forrás nem ilyen jellegű (pl. emberi beszéd esetén sem): ilyenkor nehéz egyetlen olyan eseménytípust definiálni, amely bizonyosan és kellő gyakorisággal előfordul és nagy biztonsággal detektálható minden érzékelőnél. Az általánosított füziós eljárás erre a problémára ad megoldást.

A TDOA esetre alkalmazott általánosított konszenzusos becslő származtatása a következő:

- a. A forrás az ismeretlen $p_s = (x_s, y_s, z_s)$ pozícióból folyamatosan jelet bocsát ki. Feltételezzük, hogy a forrás a T_M mérési ciklus alatt nem mozdul el és a jel v terjedési ideje ismert.
- b. A p_i pozíciókban elhelyezett S_i , $i = 1, 2, \dots, N$, szenzorok az előre definiált Π^k , $k = 1, 2, \dots, K$, típusú eseményeket figyelik az érzékelt jelben és ezek érzékelési idejét rögzítik a mérési ciklus alatt. A szenzorok az érzékelt eseményeket a ciklus végén $d_n = \langle i, k, t_n \rangle$ hármasok formájában továbbítják a fúziós feldolgozóba, ahol i a szenzor azonosítója, k a detektált esemény típusa, t_n pedig a detektálás ideje. Ezután új mérési ciklus indul.
- c. A 4. tézisben megfogalmazott elvek szerint definiáljuk a w megengedett legnagyobb konszenzus-hibát. Definiáljuk továbbá a Λ minimális konszenzus indexet.
- d. A d_n megfigyelés birtokában kiszámítható a $T_n^k(x, y, z) = t_n - \frac{\sqrt{(x_i-x)^2+(y_i-y)^2+(z_i-z)^2}}{v}$ becsült emissziós idő, amikor a detektált Π^k típusú eseménynek az S_i szenzor d_n mérése szerint be kellett következnie, feltéve, hogy az esemény forrása az (x, y, z) pontban van. A Π^k eseménytípushoz kapcsolódóan olyan $\Upsilon_w^k(x, y, z)$ sűrűsödési időintervallum-halmazt keresünk, amelynek elemei diszjunktak, legfeljebb w hosszúak, és az e -ik sűrűsödési intervallumban $\tilde{m}_e^k(x, y, z) > \Lambda$ darab becslő található a $T_n^k(x, y, z)$ becslők halmazából. A Π^k eseménytípushoz tartozó $\lambda_w^k(x, y, z)$ konszenzusfüggvény értéke

$$\lambda_w^k(x, y, z) = \max_{\Upsilon_w^k(x, y, z)} \sum_e \tilde{m}_e^k(x, y, z).$$

- e. A teljes eseményrendszerhez rendelt $\lambda_w(x, y, z)$ konszenzusfüggvény a következő:

$$\lambda_w(x, y, z) = \sum_{k=1}^K \lambda_w^k(x, y, z).$$

- f. A pozícióbecslőt a $\lambda_w(x, y, z)$ maximumából származtatjuk a 4. vagy 5. téziseknél leírt módszerek szerint.

A konszenzusfüggvény kiértékelésére a számítási idő csökkentése érdekében a sűrűsödési helyek optimális kiszámítása helyett közelítő heurisztikus módszert (mohó algoritmust) alkalmazunk. Bizonyítottam, hogy a közelítő eljárás a helyes maximumhelyet szolgáltatja, ha a ΔT idő- és Δs pozíciómérési hibákra teljesül a $w \geq 2\left(\frac{\Delta s}{v} + \Delta T\right)$ egyenlőtlenség és az azonos típusú események időbeli távolsága legalább $2w$.

A módszert beszédjelek segítségével teszteltük. A kísérletet beltérben hajtottuk végre, ahol 5 mikrofont alkalmaztunk 6m x 10m-es területen elhelyezve, a helymeghatározás pontossága pedig 0.2m pontosságú volt. A kísérlet során a beágyazott szenzorokon egy szűrőbank futott, az események pedig az egyes sávokban érzékelt gyors energianövekedésnek feleltek meg. Az érzékelt események következtében keletkezett adatforgalom 2 nagyságrenddel volt kisebb, mint amennyi a nyers adat továbbításához lett volna szükséges. Jól mutatja az események definiálásának nehézségét, hogy a kísérlet során detektált események kevesebb, mint 5 százaléka volt $\Lambda = 3$ mellett konzisztens. Ennek ellenére a módszer helyes becslőt ad, ami jelzi a konszenzusos becslési módszer robusztusságát.

A tézis eredményeit leíró saját publikáció: [S20].

7. tézis. Konszenzusalapú robusztus szenzorfüzió szögkülönbség alapján történő helymeghatározáshoz

Konszenzusalapú füziós eljárásokat javasoltam szögkülönbség (ADOA) alapú helymeghatározó rendszerek megvalósítására.

- 7.1. *Definiáltam az ADOA problémakörhöz tartozó konszenzusfüggvényt 2 dimenzióban, amelynek maximumhelye adja a pozícióbecslőt. Megalkottam a 2 dimenziós pozícióbecslőt kiegészítő konszenzusos orientációbecslőt.*
- 7.2. *Gyors eljárást adtam a konszenzusfüggvény diszkrét közelítésének kiértékelésére.*
- 7.3. *Megmutattam, hogy a 2 dimenziós módszer 3 dimenziós térben az egy ismert tengelyű érzékelős ADOA probléma megoldására is hatékonyan felhasználható. Megadtam a magasság konszenzusos becslésére szolgáló összefüggéseket.*

Az ADOA mérések esetén a konszenzusos becslő származtatása 2 dimenzióban a következő:

- 2D.a. Adott egy ismeretlen $p'_s = (x'_s, y'_s)$ pozíciójú és ismeretlen φ orientációjú érzékelő a síkon.
- 2D.b. A síkon adott N darab, ismert $P_i = (x'_i, y'_i)$ pozíciójú, J_i , $i = 1, 2, \dots, N$, jeladó. Az érzékelő a jeladók v'_i irányvektorait, így azok α_i irányszögeit, illetve azok $\alpha_{ij} = \alpha_j - \alpha_i$ különbségeit méri saját koordináta-rendszerében.
- 2D.c. A J_i és J_j jeladók α_{ij} mért irányszög-különbségéből, valamint az ismert P'_i és P'_j pozíciókból adódik egy látó kör-ív, amelyen az érzékelő szükségszerűen fekszik.
- 2D.d. A síkon lévő tetszőleges $p' = (x, y)$ pontra az $f_{i,j}(x, y)$ függvény értéke legyen

$$f_{i,j}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{ha } |\check{\alpha}_{ij}(x, y) - \alpha_{ij}| < \Delta\alpha_{ij} \\ 0 & \text{különben} \end{cases}$$

ahol $\check{\alpha}_{ij}(x, y) = \angle P'_i p' P'_j$ és $\Delta\alpha_{ij}$ a maximális D mérési hibából származtatott legnagyobb szöghiba a J_i és J_j jeladók esetén.

- 2D.e. A q_{ij} függvény legyen az α_{ij} mérés pontosságát, illetve hihetőségét jellemző (opcionális) mennyiség.
- 2D.f. A konszenzusfüggvény értéke legyen a következő:

$$\lambda_D(x, y) = \sum_{\forall i,j,i \neq j} q_{ij} f_{i,j}(x, y)$$

Bináris q_{ij} esetén $\lambda_D(x, y)$ azon detektált jeladó párok számát adja meg, amelyek támogatják azt a hipotézist, hogy a keresett pozíció (x, y) , amennyiben a detekciós hiba nem haladja meg D értékét.

- 2D.g. A \hat{p}'_s pozícióbecslő az x - y sík azon pontján van, ahol λ_D felveszi maximumát. Több ilyen pont esetén ezek középpontja alkalmazható becslő gyanánt.
- 2D.h. Az \hat{p}'_s pozícióbecslő segítségével már számítható az érzékelő φ orientációja a következő konszenzusalapú becslő segítségével:

$$\varphi = \frac{1}{|\Gamma|} \sum_{i: J_i \in \Gamma} \varphi^{(i)}$$

ahol

$$\varphi^{(i)} = \beta_i - \alpha_i$$

és β_i a $\hat{p}'_s P'_i$ vektor irányszöge a világ koordináta-rendszerében, Γ pedig a \hat{p}'_s becslőt támogató konszenzusos mérésekhez tartozó jeladók halmaza.

A javasolt módszer implementálására gyors eljárást adtam, amely egy rács felett határozza meg a konszenzuszfüggvény diszkrét közelítését $O(A)$ jól párhuzamosítható, egyszerű művelet és legrosszabb esetben $O(N^2)$ nagyobb komplexitású számítási művelet segítségével, ahol A a keresési sík felülete és N a jeladók száma.

A kétdimenziós ADOA fúziós eljárás alkalmazásával a háromdimenziós, egy ismert tengelyű érzékelős ADOA probléma megoldására a következő konszenzusos eljárást javasoltam:

- 3D.a. Adott egy ismeretlen $p_s = (x_s, y_s, z_s)$ pozíciójú érzékelő a térben. Az érzékelő z tengelyének irányvektora ismert. Az érzékelő ezen tengely körüli elfordulása nem ismert.
- 3D.b. A térben adott N darab, ismert $P_i = (x_i, y_i, z_i)$ pozíciójú, $J_i, i = 1, 2, \dots, N$, jeladó. Az érzékelő a jeladók irányvektorait méri.
- 3D.c. Az érzékelő ismert z irányvektora segítségével a mérési eredmények transzformálhatók egy olyan ideális érzékelő koordináta rendszerbe, amelynek z tengelye párhuzamos a világ koordináta rendszer z tengelyével és az érzékelő elfordulása ezen tengely körül ismeretlen φ szög. Ebben a koordináta rendszerben a J_i jeladó irányvektora legyen $v_i = (vx_i, vy_i, vz_i)$. Alkalmazva a $P'_i = (x_i, y_i)$, $p'_s = (x_s, y_s)$, valamint $v'_i = (vx_i, vy_i)$ vetítéseket a probléma a kétdimenziós esetre vezet.
- 3D.d. A kétdimenziós megoldóval (2D.a-2D.h lépések) \hat{p}'_s és $\hat{\varphi}$ adódnak.
- 3D.e. Az érzékelő z_s koordinátájának \hat{z}_s becslője a P_i, v_i és a \hat{p}'_s becslő segítségével meghatározható a következő konszenzusos becslővel:

$$\hat{z}_s = \frac{1}{|\Gamma|} \sum_{i: J_i \in \Gamma} z_s^{(i)}$$

ahol

$$z_s^{(i)} = z_i - vz_i \frac{|\hat{p}'_s P'_i|}{|v'_i|}$$

és Γ a \hat{p}'_s becslőt támogató konszenzusos mérésekhez tartozó jeladók halmaza.

A módszer tesztelését 3 dimenzióban egy 3 tengelyű gyorsulásérzékelővel integrált halszem optikás kamera segítségével végeztük el. A tesztek során a kamera körülbelül felfelé nézett, a dőlésszög-kompenzációt a gyorsulásérzékelő jele segítségével végeztük el. A rendszer pozícióbecslési hibája több száz négyzetméter nagyságú lefedés esetén is 3-4 jeladóval a deciméter tartományban van, ami a más elvű rendszerekkel való összevetésben nagyon jó ár/pontosság arányú megoldásnak tekinthető.

A tézis eredményeit leíró saját publikációk: [S21], [S22].

A II. téziscsoporthoz szorosan kapcsolódó egyéb saját publikációk: [S23], [S24], [S25],[S26], [S27], [S28].

4 Összefoglalás és kitekintés

4.1 A dolgozatban tárgyalt eredmények

Mérési és becslési eljárások széleskörű műszaki alkalmazhatóságának feltétele, hogy az eljárások robusztusak legyenek a környezetben, körülményekben bekövetkező változásokra, beleértve a zavaró hatásokat, zajokat, meghibásodásokat, valamint a felhasználói hibákat. Dolgozatomban olyan eljárásokat ismertettem, amelyek ezen kritériumokat teljesítik, így a javasolt módszerek a gyakorlatban is jól hasznosítható eredményeket szolgáltatnak.

Az eredményeket két témakörbe gyűjtöttem. Az első nagy témakör keretében tárgyaltam a rendszeridentifikáció területére eső gerjesztőjeltervező, spektrumbecslő és modellparaméter-becslő eljárásokat, míg a második témakörben a pozícióbecslés területén alkalmazható konszenzusalapú eljárásokat mutattam be.

Az első témakörben javasoltam egy speciális multiszinuszos gerjesztőjelet, amelyről megmutattam, hogy a csonkolásos felhasználásból eredő teljesítménycsökkenése lényegesen alacsonyabb, mint más, gyakran alkalmazott multiszinuszos gerjesztőjelek esetén, és ezzel együtt a gerjesztőjel csúcstényezője alacsony marad. A feldolgozási lánc további elemeként bemutattam egy iteratív, megfigyelő-alapú spektrumbecslési eljárást nem koherens módon mintavételezett periodikus jelek feldolgozásához. Az eljárás sajátja, hogy a hagyományos eljárásokhoz képest memória- és számításigénye alacsony, így olyan nagyméretű feladatok megoldására is képes, amelyeket a hagyományos módszerek nem képesek kezelni. Végül egy teljesen automatikus modellparaméter-becslő eljárást javasoltam, amely robusztus módon, mindennemű felhasználói beavatkozás nélkül képes lineáris időinvariáns rendszerek parametrikus modelljeinek felállítására. Az elért eredmények gyakorlati alkalmazására és továbbfejlesztésére a kereskedelmi forgalomban is kapható Frekvenciatartománybeli Identifikációs (FDIDENT) Toolbox-ban került sor.

A második témakör keretében konszenzusalapú pozícióbecslő eljárásokat mutattam be TDOA és ADOA mérések esetére. Bemutattam az TDOA-alapú konszenzusos becslő származtatását, valamint annak hatékony számítási módszerét. Módszert adtam a becslő pontosságának növelésére, amely hibás szenzorok jelenléte esetén is közel optimálisnak tekinthető: mindig az adott körülmények között elérhető lehetséges legjobb megoldáshoz közeli eredményt szolgáltat. Általánosítottam a TDOA becslőt olyan esetekre, ahol a jelfolyamban többféle és nagyobb számosságú esemény azonosítható, így a konszenzusalapú módszer alkalmazhatóvá válik a jelek jóval bővebb csoportjára, pl. beszélők követésére is. Végül megadtam a konszenzusos becslő származtatását, valamint annak hatékony számítási módszerét az ADOA esetre. Az ismertetett eredményeket sikeresen alkalmaztuk orvlövész-lokalizációs rendszerekben, beltéri lokalizációs rendszerekben és ipari környezetben autonóm robotok helymeghatározására.

4.2 Kitekintés

A dolgozat terjedelmi korlátai nem teszik lehetővé, hogy valamennyi olyan kapcsolódó eredményt részletesen ismertessek, amelyek pályám során különféle robusztus mérőrendszerek támogatására születtek. Kitekintésként álljon itt egy rövid összefoglalás ezekről az eredményekről is:

4.2.1 Beágyazott vezeték nélküli rendszerek időszinkronizációja

Elosztott mérőhálózatok esetén gyakori igény a megfigyelések sorrendjének, a mérések közötti időknél ismerete, vagy éppen a mérések egyidejű elvégzése. A beágyazott vezeték nélküli szenzorhálózatokban alkalmazott időszinkronizáló algoritmusok a hardver- és szoftverkörnyezet természetéből eredően alacsony komplexitásúak, így itt a funkcionális követelmények mellett különös elvárás a hatékonyság és alacsony energiafogyasztás.

Hozzájárulásaim a tématerületen:

- A Flooding Time Synchronization Protocol-t (FTSP) a Vanderbilt Egyetemen Maróti M. vezetésével dolgoztuk ki 2003-2004-ben; azóta – köszönhetően Maróti M. kiváló minőségű nyílt forráskódú implementációjának – ez az egyik leginkább használt beágyazott szenzorhálózati időszinkronizációs megoldás [S26].
- TDMA gyűrű topológiájú hálózatok szinkronizálása dolgoztam ki a Ring Time Synchronization Protocol-t, amely járulékos kommunikációs igény nélkül képes a TDMA ütemezésű hálózatban szoros (néhány μs pontosságú) szinkronizációt megvalósítani [S29]. Ilyen hálózatok alkalmazása alacsony energiafelhasználású, nagyon kis kitöltési tényezővel működő (az idő $\ll 1\%$ -ában ébren lévő) eszközök és garantált szolgáltatásminőséget igénylő ipari alkalmazási környezetek kapcsán merültek fel [S30]. A robusztusságot biztosító fontos elméleti eredményként bizonyítottam, hogy a protokoll konvergenciatulajdonságai csak a TDMA ütemezés tulajdonságaitól függenek, így megfelelő tervezéssel a protokoll konvergenciája garantálható.

4.2.2 Hibatűrő és energiahatékony kommunikációs protokollok

Beágyazott elosztott mérőrendszerek esetén a kommunikációs protokollok egészséges kompromisszumot valósítanak meg az alacsony teljesítményfelvétel, nagy sebesség, kis késleltetés, és alacsony számítási komplexitás – egymásnak többnyire ellentmondó – követelményei között.

Hozzájárulásaim a tématerületen:

- Vakulya G. doktorandusz hallgatómmal kifejlesztettünk egy olyan sztochasztikus elárasztásos eljárást, amely a perkoláció elvét felhasználva a hálózat sűrűségéhez

- alkalmazkodva adaptív módon hangolja az elárasztás során az üzenettovábbítás valószínűségét. A javasolt eljárás, különösen nagy sűrűségű hálózatok esetén, jelentősen csökkenti az elküldött üzenetek számát, de mégis megőrzi az elárasztás egyszerűségét és robusztusságát [S31], [S32].
- Orosz Á., Róth Gergő hallgatóimmal és Vakulya G. doktorandusz hallgatómmal TDMA alapú hibátűrő gyűrű és többszörös gyűrű topológiájú kommunikációs megoldásokat javasoltunk szenzorhálózatok robusztus és energiahatékony üzemeltetésére [S33], [S34], [S35], [S36]. Tuza Zs. és Vakulya G. kollégáimmal eljárást adtunk ezen hálózatok optimális TDMA ütemezésére [S37].
 - Vakulya G. doktorandusz hallgatómmal energiahatékony kommunikációs megoldást javasoltunk az IEEE 802.15.4 alacsony adatkapcsolati rétegének módosításával [S38].

4.2.3 Szenzorhálózatok robusztus lefedését biztosító eljárások

Elosztott mérőrendszerek tervezésénél és üzemeltetésénél fontos szempont lehet annak biztosítása, hogy egyes kiemelt területeket egyszerre több szenzor is megfigyelje. Ilyen igények akár pontossági, biztonsági, vagy hibátűrési okokból felmerülhetnek. A problémakör szorosan összefügg az energiahatékonyág kérdéskörével is: amennyiben a szenzorhalmaz redundáns, elegendő annak egy részhalmazát működtetni a megkívánt lefedési tulajdonságok biztosításához, így a szenzorok egy része alvó állapotba kerülhet, a lefedő szenzorhalmazok alkalmas váltogatásával pedig az egész hálózat élettartama meghosszabbítható.

Hozzájárulásaim a tématerületen:

- Molnár M., Gönczy L. és B. Cousin kollégáimmal a k -lefedési probléma megoldására egy dinamikus, centralizált megoldást javasoltunk, amely a szenzorok ütemezését működési fázisonként végzi el oly módon, hogy minden fázisban elégséges mennyiségű szenzor legyen ébren a megkívánt lefedés biztosításához. Az ébren lévő szenzorcsoportoknak fázisok közti váltogatásával a hálózat élettartama megnövelhető. A szenzorcsoportok kialakításánál az algoritmus igyekszik kímélni a kevés energiával rendelkező és feladat megoldásának szempontjából fontos szerepben lévő eszközöket egy heurisztikus álmosági tényező felhasználásával [S39], [S40].
- Kifejlesztettem az algoritmus gyakorlatban is jól alkalmazható, elosztott, közelítő megoldását, amely csak lokális információkat használ, így járulékos kommunikációs terhelése alacsony [S39], [S40], [S41].
- Bizonyítottam az elosztott algoritmus helyességét és robusztus tulajdonságát a rendszerben potenciálisan előforduló kommunikációs hibákkal szemben [S41].
- Kollégáimmal együttműködésben kiterjesztettük a módszert több szenzormodalitás esetére is [S42].

4.2.4 Elosztott mérőrendszerek fejlesztését támogató eszközök

Az elosztott rendszerek fejlesztését, kivitelezését és tesztelését megnehezíti az alkalmazott eszközök potenciálisan magas száma (ezek ráadásul a térben elosztottan helyezkednek el), valamint az eszközök között végrehajtott kommunikáció. Az elosztott működés helyességének még a tényleges kivitelezés előtti ellenőrzése fontos szempont ilyen rendszerek kivitelezésekor, így szinte kivétel nélkül szimulátorokat alkalmazunk a fejlesztési folyamat során akár a protokollok tervezése, hangolása, akár az alkalmazás logikájának tesztelése során.

A beágyazott csomóponti eszközökön az algoritmusok megfogalmazására a legtöbb esetben az eszköz által támogatott általános célú programozási nyelveket (pl. C-t, vagy ennek variánsait) alkalmazzák. Mint ahogy a szoftverfejlesztés számos más alkalmazási területén, itt is történtek előrelépések a kódgenerálás magas szintű támogatása, az automatikus kódgenerálás, valamint az algoritmusok helyességének biztosítását támogató módszerek területén.

Hozzájárulásaim a tématerületen:

- Kifejlesztettem a Prowler elnevezésű eseményvezérelt szimulátort, amely szenzorhálózati alkalmazásoknak kifejezetten magas szintű, Matlab nyelven történő gyors implementációját és tesztelését teszi lehetővé, kényelmes grafikus környezetben. A szimulátor a kommunikációs csatorna különböző pontosságú modelljeit tartalmazza a hibakeresésre jól alkalmas determinisztikus modelltől a valóságot jól közelítő sztochasztikus Rayleigh fading terjedési modellekig. A szimulátort a világ minden részén alkalmazzák kutatási célokra (több, mint száz független szerző hivatkozta) [S43].
- A Prowler szimulátorhoz Balogh Gy. kollégámmal és a Xerox PARC kutatóival együttműködésben kifejlesztettük az RMASE elnevezésű eszközt, amely útvonalválasztó protokollok elemzéséhez és teszteléséhez nyújt hatékony segítséget [S44].
- Szabados L. és Tóth A. hallgatóim közreműködésével kifejlesztettünk egy kódgenerátor alkalmazást elosztott vezeték nélküli biztonsági rendszerek gyors megvalósításához [S45].
- Jaskó Sz. doktorandusz hallgatómmal kifejlesztettünk egy CSP (Communicating Sequential Processes) alapokon működő konfigurálható szenzorhálózati architektúrát és a hozzá kapcsolódó szoftver infrastruktúrát, amelyben az alkalmazásszintű funkciókat apró CSP kódrészletek írják le, a végrehajtásukat pedig egy CSP virtuális gép végzi. Az javasolt architektúrából eredően a teljes rendszer tulajdonságai formálisan vagy helyességbizonyítási eszközök alkalmazásával bizonyíthatóak [S46].

5 Függelék

F1. A csúszóablakos empirikus középérték varianciája

A jel harmonikusainak száma M , a rekurzív becslő pedig $L = 2M + 1$ spektrumvonalat becsül, a becslőt a bemenő jel utolsó L mintájából előállítva. Legyen $s(i) = \hat{s}(i) + e(i)$ a zajos megfigyelt jel, ahol $e(i)$ zéró középértékű, σ^2 varianciájú fehér zaj.

Jelölje a $k + L - 1$ időpillanatban a rezonátoros struktúra által számított spektrumkomponenst $A_m^{[k]}$, ahol

$$A_m^{[k]} = A_m(k + L - 1) = \frac{1}{L} \sum_{i=k}^{k+L-1} s(i) e^{-j\omega_0 i m} \quad (\text{F1.1})$$

Legyen a zaj spektruma $E_m^{[k]} = \frac{1}{L} \sum_{i=k}^{k+L-1} e(i) e^{-j\omega_0 i m}$, ekkor a zajspektrum varianciája a következő:

$$E\left\{|E_m^{[k]}|^2\right\} = E\left\{\left|\frac{1}{L} \sum_{i=k}^{k+L-1} e(i)\right|^2\right\} = \frac{L\sigma^2}{L^2}, \quad (\text{F1.2})$$

ahol $E\{\cdot\}$ a várható érték operátor. A keresztkorrelációs tagok az alábbi módon számíthatók:

$$E\left\{E_m^{[k_1]}(E_m^{[k_2]})^*\right\} = E\left\{\left(\frac{1}{L} \sum_{i=k_1}^{k_1+L-1} e(i)\right)\left(\frac{1}{L} \sum_{i=k_2}^{k_2+L-1} e(i)\right)^*\right\} = \begin{cases} \frac{(L - |k_1 - k_2|)\sigma^2}{L^2} & \text{ha } |k_1 - k_2| < L \\ 0 & \text{ha } |k_1 - k_2| \geq L \end{cases} \quad (\text{F1.3})$$

Az A_m spektrumkomponens K mintából számított empirikus varianciája a következő:

$$\hat{\sigma}^2(A_m) = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K \left| A_m^{[k]} - \frac{1}{K} \sum_{k_1=1}^K A_m^{[k_1]} \right|^2 = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K \left| E_m^{[k]} - \frac{1}{K} \sum_{k_1=1}^K E_m^{[k_1]} \right|^2 \quad (\text{F1.4})$$

Ebből (F1.2) és (F1.3) felhasználásával $\hat{\sigma}^2(A_0)$ várható értéke a következő:

$$E\left\{\hat{\sigma}^2(A_0)\right\} = \frac{\sigma^2}{K-1} \cdot \left(\frac{KL}{L^2} + \frac{1}{K} E\left\{\left(\sum_{k=1}^K E_0^{[k]}\right)^2\right\} - \frac{4}{KL^2} \sum_{i=1}^{\min(K,L)} (K-i)(L-i) - \frac{2L}{L^2} \right) =$$

$$\frac{\sigma^2}{L^2(K-1)} \left(KL - 2L + \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K+L-1} f_k^2 - \frac{4}{K} \sum_{i=1}^{\min(K,L)} (K-i)(L-i) \right), \quad (\text{F1.5})$$

ahol

$$f_k = \begin{cases} k & \text{ha } 1 \leq k \leq \min(L, K) \\ \min(L, K) & \text{ha } \min(L, K) < k \leq \max(L, K) \\ L + K - k & \text{ha } \max(L, K) < k \leq K + L - 1 \end{cases} \quad (\text{F1.6})$$

A (2.18) szerint számított \bar{A}_m empirikus középérték varianciája a következő:

$$\text{var } \bar{A}_m = E \left\{ \left(\bar{A}_m - E \{ \bar{A}_m \} \right)^2 \right\} = E \left\{ \left| \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E_m^{[k]} \right|^2 \right\} = \frac{\sigma^2}{L^2 K^2} \sum_{k=1}^{K+L-1} f_k^2 \quad (\text{F1.7})$$

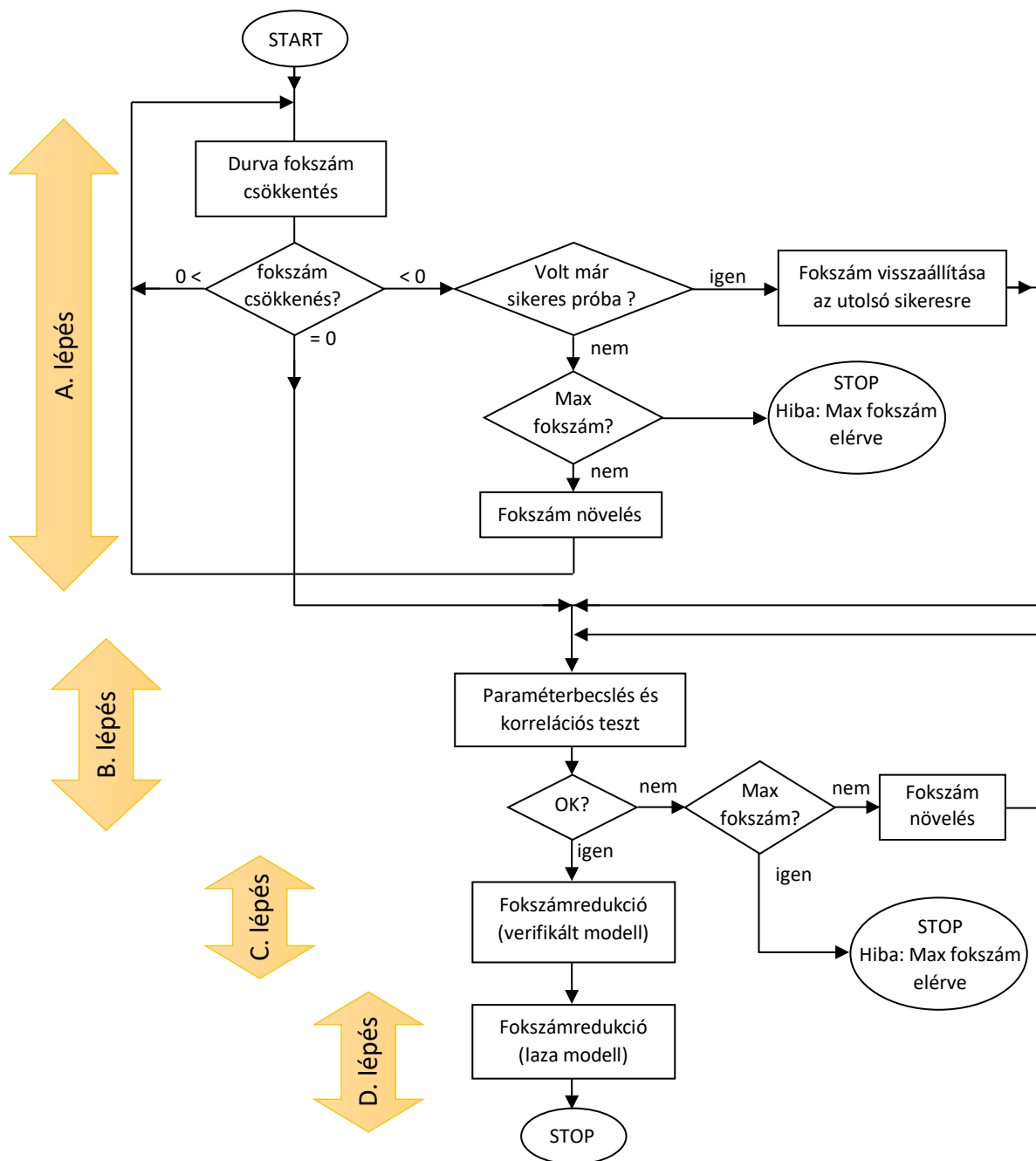
Az empirikus középérték varianciája (F1.5) és (F1.7) felhasználásával a következőképpen fejezhető ki:

$$\hat{\sigma}^2(\bar{A}_m) = \hat{\sigma}^2(A_m) \frac{(K-1)^{K+L-1} \sum_{k=1}^{K+L-1} f_k^2}{K^2} \frac{1}{KL - 2L + \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K+L-1} f_k^2 - \frac{4}{K} \sum_{i=1}^{\min(K,L)} (K-i)(L-i)} \quad (\text{F1.8})$$

Így az (F1.8) becslő fehér zajra torzítatlan becslőt eredményez [S4].

F2. Az automatikus modellszelekciós eljárás folyamatábrája

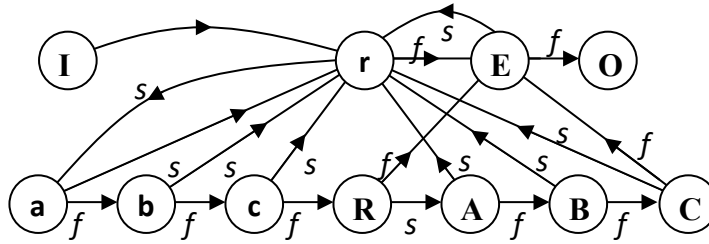
Az automatikus modellszelekciós eljárás folyamatábrás reprezentációja az F2.1. ábrán látható.



F2.1. ábra: Az automatikus modellszelekciós eljárás folyamatábrás reprezentációja

F3. A fokszámredukciós eljárás

Az algoritmus állapotgépes leírása az F3.1. ábrán látható, ahol az állapotok **I**, **a**, **b**, **c**, **r**, **A**, **B**, **C**, **R**, **E** és **O**, a sikeres illetve sikertelen végrehajtást követő állapotátmeneteket pedig rendre *s* és *f* jelölik.



F3.1. ábra: A fokszámredukciós eljárás állapotgépes reprezentációja. *s*: sikeres végrehajtás, *f*: sikertelen végrehajtás

Az állapotok részletes leírása a következő:

I: kezdeti állapot

A költségfüggvény megengedett legnagyobb $C_{f_{MAX}}$ értékének számítása a kezdeti modell költségfüggvénye alapján (lásd az 1. és 2. megjegyzéseket).

r: a pólusok, zérusok és pólus-zérus párok rangsorolása

A legjobb pólus, zérus és pólus-zérus párok kiválasztása és ezek rangsorolása. (Esetenként előfordulhat, hogy a gyökök halmaza nem tartalmaz több pólust vagy zérust: ilyenkor kevesebb, mint három jelölt van és értelemszerűen a kapcsolódó **b**, **c**, **B**, **C** eliminációs lépéseket átgorjuk.)

A pólusok és zérusok szignifikanciáját a gyököknek a mérési tartománytól vett távolságával számszerűsítjük [5]:

$$C_p = \frac{\min_{\omega \in \Omega_c} |j\omega - p|}{\max_{\omega \in \Omega_c} |j\omega - p|}, \quad (\text{F3.1})$$

$$C_z = \frac{\min_{\omega \in \Omega_c} |j\omega - z|}{\max_{\omega \in \Omega_c} |j\omega - z|}, \quad (\text{F3.2})$$

ahol p a komplex pólus, z a komplex zérus, ω pedig a körfrekvencia az Ω_c mérési tartományban. Az egymást kiejtő pólus-zérus párok szignifikanciáját a gyökök relatív távolságával számszerűsítjük [5]:

$$C_{PZ} = \frac{1}{1 + \max_{\omega \in \Omega_E} \left| \frac{\Delta p}{j\omega - p} \right|}, \quad (\text{F3.3})$$

ahol p a pólus, $p + \Delta p$ pedig a zérus pozícióját jelöli. A gyök-jelöltek rangsorolását a C_P , C_Z , C_{PZ} mennyiségek alapján végezzük, ahol nagyobb érték potenciálisan jobb jelöltet jelent. (Megjegyzés: a rangsornak nincs szignifikáns hatása az eliminációs eljárásra, csupán annak sebességét képes növelni, amennyiben a megfelelő gyök kerül először kiválasztásra.)

A lépés sikertelen, ha a fokszám 0/0, különben pedig sikeres.

a, b, c: gyors gyök-elimináció

Az első (**a**), második (**b**), vagy harmadik (**c**) jelölt eltávolítása a gyökök halmazából.

Az átviteli függvény számlálójának és nevezőjének kiszámítása a maradék gyökök alapján (becslési eljárás nélkül). A csökkentett fokszámú rendszer költségfüggvényének kiszámítása (későbbi felhasználásra).

A lépés sikertelen, ha a költségfüggvény nagyobb, mint Cf_{MAX} , vagy nincs több jelölt, különben pedig sikeres.

R: a pólusok, zérusok és pólus-zérus párok újra rangsorolása

A gyököket az **a**, **b**, és **c** lépésekben kiszámított költségfüggvény-becslők alapján újra rangsoroljuk.

A lépés sikertelen, ha a fokszám 0/0, különben pedig sikeres.

A, B, C: lassú gyök-elimináció paraméterbecsléssel

Az első (**A**), második (**B**), vagy harmadik (**C**) jelölt eltávolítása a gyökök halmazából. A csökkentett fokszámú modell paramétereinek becslése [2], [27].

A paraméterbecslő rutin inicializálása a korábbi lépések eredményeinek segítségével történik: amennyiben a korábbi gyors (sikertelen) eliminációs lépés költségfüggvénye „nem túl rossz” (a rendszerben a $Cf_{MDL} < 10 \cdot Cf_{MAX}$ feltételt alkalmaztam, lásd még az 1. és 2. megjegyzést), akkor ezen lépés becslő (nem parametrikus) számlálója és nevezője szolgál kiinduló modellként. Ellenkező esetben az utolsó validált modell számlálója és nevezője kerül felhasználásra a becslő inicializálására. Az eljárás kezdeti súlyozó vektora a következő:

$$W(\omega_k) = \hat{\sigma}_U^2(\omega_k) |N(\omega_k)|^2 + \hat{\sigma}_Y^2(\omega_k) |D(\omega_k)|^2 - 2\text{Re}(\hat{\sigma}_{YU}^2(\omega_k) N^*(\omega_k) D(\omega_k)), \quad (\text{F3.4})$$

ahol $N(\omega_k)$ és $D(\omega_k)$ a nem parametrikus számláló és nevező értékek. A modell paramétereit a becslő eljárás a Total Least Squares (TLS) és súlyozott általánosított TLS (WGTLs) módszerek segítségével számítja [2].

A becsült modell költségfüggvényének számítása. A maradó hibán korrelációs vizsgálat végrehajtása. A modell minőségnek tesztelése a validált és laza modellek esetén a következőképpen történik:

Validált modell ellenőrzése:

1. Durva költségfüggvény ellenőrzés:

$$Q1 = (Cf_{MDL} < 2Cf_{MAX}) \text{ (lásd a 2. megjegyzést)}$$

2. Korrelációs teszt a hibán:

$$Q2 = (\text{a korrelációs értékek legalább 25\%-a az elvi 50\%-os határ alatt van})$$

3. Durva teszt az adatok centrális 10\%-án :

$$Q3 = (\text{a centrális korrelációs adatok legalább 20\%-a az elméleti 95\%-os szint alatt van})$$

$$Q4 = (\text{a centrális korrelációs adatok legalább 60\%-a az elméleti 99.5\%-os szint alatt van})$$

$$Q = Q1 \wedge Q2 \wedge Q3 \wedge Q4$$

Laza modell ellenőrzése:

$$Q = (Cf_{MDL} < Cf_{MAX}) \text{ (lásd a 2. megjegyzést)}$$

A lépés sikertelen, ha a Q hamis vagy nincs több jelölt, különben sikeres.

E: paraméterbecslés gyökök eliminálása nélkül

A modell paramétereinek újra becslése (hacsak az utolsó sikeres eliminációs lépés nem **A**, **B**, **C**, vagy **E** volt). A lépés a gyors lépésben redukált modell paraméterbecslését végzi el. Az algoritmus megegyezik az **A**, **B**, **C** lépéseknél alkalmazottal, azzal a különbséggel, hogy itt a becslés előtt nem történik gyök-eliminálás.

A lépés sikertelen, ha az utolsó sikeres eliminációs lépés **A**, **B**, **C**, vagy **E** volt, különben sikeres.

O: Végállapot

1. megjegyzés:

A Cf_{TOTAL} teljes költségfüggvény a következő:

$$Cf_{TOTAL} = \sum_{k=1}^K \frac{|e_E(\omega_k)|^2}{W(\omega_k)} \quad (F3.5)$$

Ahol $\omega_k, k = 1, 2, \dots, K$ a mérési frekvenciák, $e_E(\omega_k)$ az EE illesztési hiba

$$e_E(\omega_k) = N(\omega_k)X(\omega_k) - D(\omega_k)Y(\omega_k), \quad (F3.6)$$

$W(\omega_k)$ pedig az alkalmazott súlyfüggvény (F3.4) szerint.

Az MDL költségfüggvény ekkor a következőképpen származtatható:

$$Cf_{MDL} = Cf_{TOTAL} \left(1 + \frac{P \ln 4K}{2K} \right), \quad (F3.7)$$

ahol $P = n_N + n_D - 1$ a szabad paraméterek száma, K pedig a mérési frekvenciák száma.

A zaj hozzájárulása a teljes költségfüggvényhez a következőképpen becsülhető:

$$Cf_{zaj} = K - \frac{P}{2}, \quad (F3.8)$$

2. megjegyzés:

A validált modell számítása során a költségfüggvény legnagyobb megengedett Cf_{MAX} értékét 95%-os konfidenciaszinttel a következő összefüggéssel számítjuk [5]:

$$Cf_{MAX} = Cf_{MDL, jelen} + 2\sigma_{Cf}, \quad (F3.9)$$

ahol $Cf_{MDL, jelen}$ a kezdeti (I) állapotban a bemenő, míg minden sikeres lassú becslési lépés (A, B, C, E) után a becsült modell alapján számított MDL költségfüggvény, σ_{Cf} pedig annak varianciája.

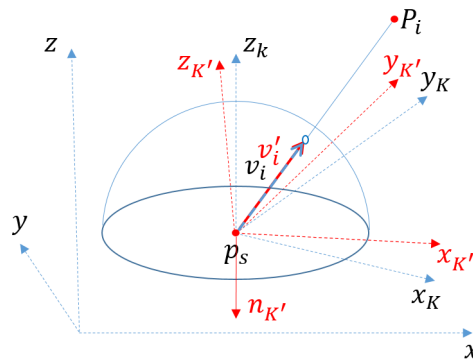
A laza modell számításánál a maximális költségfüggvényt a validált modell $Cf_{MDL, valid}$ költségfüggvényéből és a Cf_{zaj} zaj hozzájárulásból a következőképpen számítjuk:

$$Cf_{MAX} = 2Cf_{MDL, valid} - Cf_{zaj}. \quad (F3.10)$$

Laza modell számításánál Cf_{MAX} értékét csak a kezdeti (I) állapotban értékeljük ki.

F4. Az érzékelő dőlésszögének kompenzálása

Legyen az érzékelő saját koordináta rendszere $K_{K'}$, amely koordináta rendszer $z_{K'}$ tengelye nem feltétlenül párhuzamos a világ koordináta rendszer z tengelyével. Legyen az ideálisan orientált érzékelő saját koordináta rendszere K_K , amelynek z_K tengelye párhuzamos a világ koordináta rendszer z tengelyével. Az érzékelő koordináta rendszeréhez rögzített járulékos érzékelő képes a világ koordináta rendszer $-z$ irányát, tehát a valódi (lefelé mutató) függőleges irányt mérni (pl. egy háromtengelyű gyorsulásmérővel). A mérést az F4.1. ábra illusztrálja.



F4.1. ábra: Mérés dőlt érzékelővel

Legyen a P_i jeladó érzékelt irányvektora $v_i' = (x_{K'}, y_{K'}, z_{K'})$, a mért függőleges irány pedig $n_{K'} = (n_x, n_y, n_z)$, ahol $|n_{K'}| = 1$. Keressük a v_i irányvektort a K_K koordináta rendszerben.

Keresett tehát az a forgatási transzformáció, amely a $K_{K'}$ koordináta rendszert K_K koordináta rendszerbe viszi át.

A Rodriguez formula egy módosított verziójának [170] felhasználásával a transzformáció a következőképpen adódik [S21]:

$$T_{inc} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha & 0 \\ -\sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (\text{F4.1})$$

ahol $\alpha = \text{atan2}(n_y, n_x)$, $\beta = \text{atan2}(R_{xy}, n_z)$, és $R_{xy} = \sqrt{n_x^2 + n_y^2}$.

Így az ideálisan orientált érzékelő K_K koordináta rendszerében a P_i jeladó keresett v_i iránya a következő:

$$v_i = \begin{bmatrix} x_K \\ y_K \\ z_K \end{bmatrix} = T_{inc} \begin{bmatrix} x_{K'} \\ y_{K'} \\ z_{K'} \end{bmatrix}. \quad (\text{F4.2})$$

6 Köszönetnyilvánítás

Hálával tartozom első szakmai közösségemnek, a BME Méréstechnika és Információs Rendszerek Tanszék dolgozóinak, hallgatóinak. Az itt megtapasztalt kiváló szakmai közösség és barátságos, meleg légkör miatt kaptam kedvet a tudományos élethez, első mentoraim itt bábáskodtak első szárnypróbálgatásaim felett. Különös köszönet illeti Péceli Gábort, akitől nem csak szakmai tanácsokat kaptam doktoranduszi éveim alatt, de embersége és vezetői habitusa is nagy hatással volt rám. Köszönöm Kollár Istvánnak, Nagy Ferencnek és Sujbert Lászlónak az ötleteket, iránymutatást, a közös gondolkodás élményét.

Köszönöm a brüsszeli Vrije Universiteit dolgozóinak, különösen Johan Schoukensnek, Rik Pintelonnak és Yves Rolainnek, hogy szívesen láttak és tanulhattam tőlük.

Hálás vagyok a Vanderbilt Egyetem Software Integrated Systems Intézetében eltöltött inspiráló éveikért, köszönöm a közös munkát, az izgalmas közös gondolkodást Sztipanovits Jánosnak, Karsai Gábornak, Lédeczi Ákosnak és Maróti Miklósnak, valamint a NEST kutatócsoport valamennyi tagjának.

Köszönöm Friedler Ferencnek, hogy a Pannon Egyetem Rendszer és Számítástudományi Tanszékén szívesen fogadott és mindig kiváló körülményeket és lehetőségeket biztosított az alkotó munkához. Köszönöm a Tanszék dolgozóinak a barátságos, inspiráló környezetet. Külön köszönöm Vakulya Gergely, Jaskó Szilárd, Zachár Gergely és Rátosi Márk doktoranduszaimnak a rengeteg gondolkodással és munkával együtt töltött időt, amiből én bizonyosan sokat tanultam.

A legnagyobb köszönet mégis a családomat illeti. Köszönöm szüleimnek, hogy mindig teljes szívvel támogattak abban, hogy több lehessenek. Köszönöm feleségemnek, Erikának és gyermekeimnek, Lucának, Dorkának, Eszternek és Bálintnak, hogy szeretettel és türelemmel viselték, ha éppen „máshol jártam”.

7 Jelölések jegyzéke

$\mathbf{1}_n$	n hosszúságú, csupa 1-est tartalmazó vektor
(a,b)	Nyílt intervallum
$[a,b]$	Zárt intervallum
A^{-1}	Inverz mátrix
a^T, A^T	Transzponált vektor, mátrix
$Cf(\cdot)$	Csúcstényező vagy költségfüggvény
$E\{ \cdot \}$	Várható érték
$I_{n \times n}$	$n \times n$ méretű egységmátrix
$N(\mu, \sigma^2)$	normális eloszlás μ várható értékkel és σ szórással
$trace(\cdot)$	Mátrix nyoma
$\lambda(\cdot)$	Konszenzusfüggvény
$\hat{\sigma}^2(\cdot)$	Empirikus szórásnégyzet
$\chi^2(k)$	khi-négyzet eloszlás k szabadsági fokkal
$\overline{(\cdot)}$	Empirikus középérték
$(\cdot)^*$	Komplex konjugált
\wedge	Logikai ÉS művelet
\vee	Logikai VAGY művelet
$\forall x$	Univerzális kvantor (minden x)
$\exists x$	Egzisztenciális kvantor (létezik x)
\in	Halmaz eleme
\subseteq, \subset	Részhalmaz, valódi részhalmaz
$\ \cdot \ _2$	Kettes norma

8 Rövidítések jegyzéke

AOA	Beesési szög (Angle of Arrival)
ADOA	Beesési szöghkülönbség (Angle Difference of Arrival)
B&B	Korlátozás és szétválasztás (Branch and Bound)
CLRB	Cramer-Rao alsó korlát (Cramer-Rao Lower Bond)
CSP	Kommunikáló Szekvenciális Folyamatok (Communicating Sequential Processes)
DFT	Diszkrét Fourier transzformáció
EE	Egyenlet hiba (Equation Error)
EHF	Extra magas (30-300GHz) frekvenciájú (Extremely High Frequency)
ESF	Hibanagyítási tényező (Error Scaling Factor)
FFT	Gyors Fourier transzformáció (Fast Fourier Transform)
GDOP	Geometriai eredetű pontosságcsökkenés (Geometric Dilution of Precision)
GPS	Globális helymeghatározó rendszer (Global Positioning System)
IMU	Inerciális mozgásérzékelő egység (Inertial Measurement Unit)
LS	Legkisebb négyzetek (Least Squares)
LTI	Lineáris idő-invariáns (Linear Time Invariant)
MDL	Legrövidebb leíró hossz (Minimum Description Length)
ML	Maximum Likelihood
MAE	Átlagos abszolút hiba (Mean Average Error)
MAG	Mágneses érzékelő
MAG-F	Térkép alapú mágneses érzékelő (MAG-Fingerprint)
MSE	Átlagos négyzetes hiba (Mean Square Error)
NLS	Nemlineáris LS
OE	Kimenetre értelmezett hiba (Output Error)
PDR	Gyalogos mozgáskövetés (Pedestrian Dead Reckoning)
PSD	Pozíció-érzékeny detektor (Position Sensitive Detector)
PnP	Perspektív n-pont (Perspective n-Point)
RANSAC	Véletlen minták konszenzusa (Random Sample Consensus)
RSSI	Vett jelerősség (Received Signal Strength Indicator)

RSSI-F	Térkép alapú RSSI (RSSI-Fingerprint)
SNR	Jel-zaj viszony (Signal to Noise Ratio)
TDOA	Futásidő-különbség (Time Difference of Arrival)
TLS	Total Least Squares
TOA	Futásidő (Time of Arrival)
TOF	Futásidő (Time of Flight)
UWB	Ultra-szélessávú (Ultra-Wide Band)
VLC	Látható fény alapú kommunikáció (Visible Light Communication)
WLS	Súlyozott LS (Weighted Least Squares)
WGTLs	Súlyozott általánosított TLS (Weighted Generalized Total Least Squares)
WiFi	Vezeték nélküli hálózati technológia

9 Ábrák jegyzéke

- 2.1. ábra: Gerjesztőjelek: (a) chirp, (b) multiszinusz állandó fázissal, (c) multiszinusz véletlen fázissal, (d) Schroeder multiszinusz
- 2.2. ábra: Helyesen és helytelenül alkalmazott gerjesztőjelek. Első oszlop: megfelelően alkalmazott jelek teljesítmény-spektrumai. Második és harmadik oszlop: csonkolt (félbe vágott) gerjesztőjelek teljesítmény-spektrumai. Első sor: chirp jel, második sor: Schroeder multiszinusz, harmadik sor: véletlen fázisú multiszinusz. A teljesítmény-spektrumok dB skálán láthatók.
- 2.3. ábra: A legkisebb átlagos alsávi gerjesztő teljesítmény (S) elméleti (folytonos vonal) és kísérleti (oszlopdiaagram) eloszlása véletlenfázisú multiszinuszos gerjesztőjel esetén, csonkolás után ($N_s = 5$, $K = 10$, 1000 kísérlet). (a) csúcstényező optimalizálása nélkül, (b) csúcstényező optimalizálása [17] algoritmussal, (c) csúcstényező optimalizálása [18] algoritmussal.
- 2.4. ábra: A rezonátor-alapú megfigyelő struktúra
- 2.5. ábra: A frekvenciabecslési eljárás. (a) Az E^2 hibafelület a három mérési ponttal, melyek közül a legalacsonyabb hibájú a jelenlegi frekvenciabecslő. (b) A mérési pontokra illesztett parabola az új minimumhellyel. (c) A három új mérési pont, melyek közül a legalacsonyabb hibájú az új frekvenciabecslő.
- 2.6. ábra: A hibafelület alakulása az f_0 frekvenciabecslő függvényében. A valódi frekvencia $f_0 = 105$ Hz.
- 2.7. ábra: NLS algoritmusok konvergenciasebbsége. +: rezonátor-alapú, x: mátrix-alapú.
- 2.8. ábra: A vizsgált algoritmusok számításigénye és iterációnkénti futásideje
- 2.9. ábra: Az empirikus középértékek varianciabecslői. Vékony vonal: elméleti érték, pontozott vonal: blokkos számítás, vastag vonal: mintánkénti számítás. (a) fehér additív zaj, (b) színes additív zaj
- 2.10. ábra: Az automatikus modellszelekciós eljárás
- 2.11. ábra: Brüel&Kjaer aluláteresztő szűrő. (a) Mérési adatok és identifikációs eredmények, (b) validációs üzenet
- 2.12. ábra: Mechanikai rendszer. (a) Mérési adatok és identifikációs eredmények, (b) validációs üzenet
- 2.13. ábra: CD lejátszó radiális szervó rendszere. (a) Mérési adatok és a validált modell, (b) szöveges üzenet a validált modellhez, (c) mérési adatok és a laza modell, (d) szöveges üzenet a laza modellhez
- 2.14. ábra: 100/100 fokú Wilkinson rendszer. (a) Mérési adatok és a validált modell, (b) az algoritmus működése
- 2.15. ábra: A MATLAB fdident toolbox felhasználói felülete
- 3.1. ábra: A TDOA alapú lokalizáció. (a) Mérési környezet hat szenzorral. S_1 - S_5 : közvetlen rálátással bíró szenzorok, S_6 : csak visszavert jelet érzékelő szenzor. (b) A T_i becslők eloszlása zajmentes esetben a valódi (x_s, y_s, z_s) forráspozícióban. (b) A T_i becslők eloszlása zajmentes esetben a forráspozíciótól különböző (x_f, y_f, z_f) pozícióban. A

(d) és (e) ábrák a (b) és (c) esetek zajos megfelelőit mutatják a konszenzusfüggvény számításával együtt.

- 3.2. ábra: A B&B maximum-keresési eljárás. Fehér háttér: aktív cella, szürke vonalas háttér: passzív cella (vágás miatt), szürke sima háttér: passzív cella (méretkorlát elérése miatt)
- 3.3. ábra: A tesztrendszer pozícióbecslési hibája. (a) A lokalizációs hiba eloszlása konszenzus-alapú fúzió alkalmazásával. (b) A konszenzus-alapú fúzió és az analitikus LS becslő átlagos pozícióbecslési hibája a hibás mérések arányának függvényében.
- 3.4. ábra: (a) A tesztrendszer grafikus kimenetének részlete több, párhuzamos lövés esetén. Pont számokkal: szenzor, kék pont: mérést szolgáltató szenzor. Piros pont: becslő, sárga felhő: becslő bizonytalansága. (b) 2D konszenzusfüggvény, amelyen a visszhang hatása markánsan megfigyelhető.
- 3.5. ábra: Az 57 szenzort tartalmazó kísérleti rendszer. Szürke kör: szenzor, piros rombusz: szimulált forráspozíció, sárga háromszög: valós mérési pozíció
- 3.6. ábra: Az általánosított TDOA konszenzus-alapú becslő működése
- 3.7. ábra: (a) Az általánosított konszenzus-alapú becslő tesztkörnyezete a mikrofonok (körök) és a beszélő (négyzet) pozíciójával. (b) A beszédjel a (-2,3) pozíciójú mikrofonon.
- 3.8. ábra: Az általánosított konszenzusfüggvény alakulása a keresési térben. (a) A konszenzusfüggvény felülete a teljes keresési tér felett. (b) A konszenzusfüggvény szintvonalai a valós pozíció közelében.
- 3.9. ábra: Az AODA pozícióbecslési eljárás 2 dimenzióban. (a) A jeladók irányvektorainak mérése. (b) Az érzékelő pozícióbecslése.
- 3.10. ábra: (a) Az érzékelő lehetséges térbeli p_s elhelyezkedése szögkülönbség mérés alapján, ha a jeladók a P_i és P_j pontokban helyezkednek el. (b) A 3 dimenziós és 2 dimenziós probléma kapcsolata.
- 3.11. ábra: Mérési eredmények (tornaterem). (a) Három jeladós konfiguráció. (b) Négy jeladós konfiguráció.
- 3.12. ábra: Mérési eredmények (Microsoft Indoor Localization Contest).
- 3.13. ábra: A LookUp rendszer pozíciómeghatározási hibái a P1-P20 referenciapontokban.
- 3.14. ábra: Az összehasonlításban használt rendszerek 90%-os percentilishez tartozó hibája és varianciája.
- 3.15. ábra: Konszenzus-alapú és maximum likelihood becslők összehasonlítása kiugró mérési hiba jelenléte esetén.
- F2.1. ábra: Az automatikus modellszelekciós eljárás folyamatábrás reprezentációja
- F3.1. ábra: A foksámredukciós eljárás állapotgépes reprezentációja
- F4.1. ábra: Mérés dőlt érzékelővel

10 Táblázatok jegyzéke

- 2.1. táblázat: A gerjesztési teljesítménycsökkenés legvalószínűbb értéke/a teljesítménycsökkenés maximális értéke 99%-os konfidenciaszinttel különböző N_s és K értékekre. A teljesítménycsökkenés értékei dB skálán adottak.
- 2.2. táblázat: Különféle tervezési módszerek által szolgáltatott multiszinuszos gerjesztőjelek csúcstényezői
- 2.3. táblázat: Csúcstényező-minimalizáló algoritmusok tipikus futásideje különféle típusú gerjesztőjelek esetén
- 2.4. táblázat: NLS algoritmusok \hat{f}_0 frekvenciabecslői és E^2 maradó hibái különféle hosszúságú gerjesztőjelek esetén
- 2.5. táblázat: NLS algoritmusok számítási komplexitásai iterációs lépésenként
- 2.6. táblázat: A fokszám- és paraméterbecslő eljárás lépései
- 3.1. táblázat: A konszenzusos és a kiterjesztett becslő MSE hibája, valamint a Cramer-Rao alsó korlátok
- 3.2. táblázat: A konszenzusos és a kiterjesztett becslő pozícióbecslési hibái

11 Kapcsolódó saját publikációk jegyzéke

- [S1] G. Simon and J. Schoukens, „Robust broadband periodic excitation design,” *16th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC/99)*, Venice, 1999, vol. 2, pp. 1217-1221.
doi: 10.1109/IMTC.1999.777049
- [S2] G. Simon and J. Schoukens, „Robust broadband periodic excitation design,” *IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT*, vol. 49, no. 2, pp. 270-274, April 2000.
doi: 10.1109/19.843062
- [S3] G. Simon, R. Pintelon, L. Sujbert and J. Schoukens, „An efficient nonlinear least square multisine fitting algorithm,” *18th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC 2001)*, Budapest, 2001, vol. 2, pp. 1196-1201.
doi: 10.1109/IMTC.2001.928266
- [S4] G. Simon, R. Pintelon, L. Sujbert and J. Schoukens, „An efficient nonlinear least square multisine fitting algorithm,” *IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT*, vol. 51, no. 4, pp. 750-755, Aug. 2002.
doi: 10.1109/TIM.2002.803304
- [S5] L. Sujbert, G. Péceli and G. Simon, „Resonator-based nonparametric identification of linear systems,” *IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT*, vol. 54, no. 1, pp. 386-390, Feb. 2005.
doi: 10.1109/TIM.2004.840244
- [S6] G. Simon, J. Schoukens, and Yves Rolain, „Automatic Model Selection for Linear Time-Invariant Systems,” *12th IFAC Symposium on System Identification, (SYSID 2000)*, Santa Barbara, CA, USA, 21-23 June 2000, Vol. I., pp. 379-384.
doi: 10.1016/S1474-6670(17)39780-X
- [S7] J. Schoukens, Y. Rolain, G. Simon and R. Pintelon, „Fully automated spectral analysis of periodic signals,” *IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT*, vol. 52, no. 4, pp. 1021-1024, Aug. 2003.
doi: 10.1109/TIM.2003.814817
- [S8] I. Kollár, J. Schoukens, R. Pintelon, G. Simon and G. Román, „Extension for the Frequency Domain System Identification Toolbox: Graphical User Interface, Objects, Improved Numerical Stability,” *12th IFAC Symposium on System Identification, (SYSID 2000)*, Santa Barbara, CA, USA, 21-23 June 2000, vol. II., pp. 699-702.
doi: 10.1016/S1474-6670(17)39833-6
- [S9] I. Kollár, R. Pintelon, Y. Rolain, J. Schoukens, G. Simon, “Frequency Domain System identification Toolbox for MATLAB: Automatic Processing – From Data To Models,” *13th IFAC Symposium on System Identification SYSID (2003)*, Rotterdam, The Netherlands, August 27-29, 2003.
doi: 10.1016/S1474-6670(17)34966-2

- [S10] I. Kollár, R. Pintelon, J. Schoukens and G. Simon, „Complicated procedures made easy [GUI],” *IEEE INSTRUMENTATION & MEASUREMENT MAGAZINE*, vol. 6, no. 3, pp. 19-26, Sept. 2003.
doi: 10.1109/MIM.2003.1238334
- [S11] T. Dabóczy, I. Kollár, G. Simon and T. Megyeri, „How to test graphical user interfaces,” in *IEEE INSTRUMENTATION & MEASUREMENT MAGAZINE*, vol. 6, no. 3, pp. 27-33, Sept. 2003.
doi: 10.1109/MIM.2003.1238336
- [S12] T. Dabóczy, I. Kollár, G. Simon and T. Megyeri, „Automatic testing of graphical user interfaces,” *20th IEEE Instrumentation Technology Conference (IMTC 2003)*, Vail, Colorado, USA, 2003, pp. 441-445.
doi: 10.1109/IMTC.2003.120819
- [S13] G. Simon, M. Maróti, Á. Lédeczi, G. Balogh, B. Kusy, A. Nádas, G. Pap, J. Sallai, K. Frampton, „Sensor Network-Based Countersniper System,” *Second ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys)*, Baltimore, MD, USA, Nov. 2004, pp. 1-12.
doi: 10.1145/1031495.1031497
- [S14] M. Maróti, G. Simon, A. Lédeczi and J. Sztipanovits, „Shooter localization in urban terrain,” *COMPUTER*, vol. 37, no. 8, pp. 60-61, Aug. 2004.
doi: 10.1109/MC.2004.104
- [S15] Á. Lédeczi, A. Nádas, P. Völgyesi, G. Balogh, B. Kusy, J. Sallai, G. Pap, S. Dóra, K. Molnár, M. Maróti, G. Simon, „Countersniper System for Urban Warfare,” *ACM TRANSACTIONS ON SENSOR NETWORKS*, Vol. 1, No. 2, pp. 153-177, Nov. 2005.
doi: 10.1145/1105688.1105689
- [S16] Á. Lédeczi, P. Völgyesi, M. Maróti, G. Simon, G. Balogh, A. Nádas, B. Kusy, S. Dóra, G. Pap, „Multiple simultaneous acoustic source localization in urban terrain,” *Fourth International Symposium on Information Processing in Sensor Networks (IPSN 2005)*, Boise, ID, USA, 2005, pp. 491-496.
doi: 10.1109/IPSN.2005.1440982
- [S17] G. Balogh, Á. Lédeczi, M. Maróti, and G. Simon, „Time of Arrival Data Fusion for Source Localization,” *WICON Workshop on Information Fusion and Dissemination in Wireless Sensor Networks, (SENSORFUSION 2005)*, Visegrád, Hungary, July 14, 2005
- [S18] A. Ledeczi, M. Maróti, G. Simon, and G. Balogh: Acoustic source localization system and applications of the same. *United States Patent Nr. 7,433,266*. October 7, 2008.
- [S19] G. Vakulya and G. Simon, „Efficient Sensor Network Based Acoustic Localization”, *2011 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC 2011)*, Hangzhou, China, May 10-12, 2011, pp.582-586.
doi: 10.1109/IMTC.2011.5944072
- [S20] G. Simon and L. Sujbert, „Acoustic source localization in sensor networks with low communication bandwidth,” *Fourth International Workshop on Intelligent Solutions in Embedded Systems, (WISES 06)*, Vienna, Austria, June 30, 2006, pp. 155-163.
doi: 10.1109/WISES.2006.329125
- [S21] G. Simon, G. Zachár and G. Vakulya, „Lookup: Robust and Accurate Indoor Localization Using Visible Light Communication,” *IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT*, vol.66, no.9, pp. 2337-2348, Sept. 2017.
doi: 10.1109/TIM.2017.2707878

- [S22] M. Rátosi and G. Simon, „Real-Time Localization and Tracking using Visible Light Communication,” *2018 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, Nantes, France, Sept. 24-27, 2018. pp. 1-8.
doi: 10.1109/IPIN.2018.8533800
- [S23] G. Vakulya and G. Simon, „Adaptive acoustic localization algorithm for sensor networks,” *2010 IEEE Instrumentation & Measurement Technology Conference (I2MTC 2010)*, Austin, TX, 2010, pp. 407-411.
doi: 10.1109/IMTC.2010.5488236
- [S24] G. Vakulya and G. Simon, „Fast Adaptive Acoustic Localization for Sensor Networks,” *IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT*, vol. 60, no. 5, pp. 1820-1829, May 2011.
doi: 10.1109/TIM.2011.2108074
- [S25] G. Zachár, G. Vakulya and G. Simon, „Design of a VLC-based beaconing infrastructure for indoor localization applications,” *2017 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC 2017)*, Torino, Italy, May 22-25, 2017, pp.1005-1010.
doi: 10.1109/I2MTC.2017.7969837
- [S26] M. Maróti, B. Kusy, G. Simon, A. Ledeczi, „The Flooding Time Synchronization Protocol,” *Second ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems (SenSys '04)*, Baltimore, MD, USA, Nov. 03-05, 2004, pp. 39-49.
doi: 10.1145/1031495.1031501
- [S27] G. Zachár, G. Vakulya, G. Simon, „Long Distance VLC-based Beaconing for Indoor Localization Applications,” *7th International Conference on Indoor positioning and indoor navigation (IPIN 2016)*, Alcalá de Henares, Spain, Oct. 4-7, 2016, Paper ID 179_WIP, pp. 1-4
- [S28] M. Rátosi, G. Simon, „Towards Robust VLC Beacon Identification in Camera Based Localization Systems”, *2019 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, Pisa, Italy, Sept. 30 – Oct. 3, 2019. 8 pages. (Megjelenés előtt)
- [S29] G. Simon, „Efficient time-synchronization in ring-topology wireless sensor networks,” *2012 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Graz, 2012, pp. 958-962.
doi: 10.1109/I2MTC.2012.6229477
- [S30] G. Vakulya and G. Simon, „Design of a sensor network based security system,” *7th IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing*, Floriana, 2011, pp. 1-5.
doi: 10.1109/WISP.2011.6051721
- [S31] G. Vakulya and G. Simon, „Energy efficient percolation-driven flood routing for large-scale sensor networks,” *2008 International Multiconference on Computer Science and Information Technology*, Wisla, Poland, 2008, pp. 877-883.
doi: 10.1109/IMCSIT.2008.4747345
- [S32] G. Vakulya, G. Simon, “Percolation Driven Flooding for Energy Efficient Routing in Dense Sensor Networks”, *JOURNAL OF TELECOMMUNICATIONS AND INFORMATION TECHNOLOGY*, Vol. 3, No. 2009/2, pp. 5-12, 2009.

- [S33] Á. Orosz, G. Róth and G. Simon, „TDMA scheduling in fault tolerant wireless sensor networks,” *2012 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Graz, 2012, pp. 1169-1173.
doi: 10.1109/I2MTC.2012.6229237
- [S34] G. Vakulya and G. Simon, „Energy-efficient and reliable round-robin TDMA for wireless sensor networks,” *2012 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Graz, 2012, pp. 1179-1183.
doi: 10.1109/I2MTC.2012.6229240
- [S35] G. Vakulya and G. Simon, „Extended round-robin TDMA scheduling scheme for wireless sensor networks,” *2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, Minneapolis, MN, 2013, pp. 253-258.
doi: 10.1109/I2MTC.2013.6555419
- [S36] Á. Orosz, G. Róth and G. Simon, „Efficient TDMA scheduling algorithms for sensor networks containing multiple rings,” *2013 IEEE 8th International Symposium on Intelligent Signal Processing*, Funchal, 2013, pp. 126-130.
doi: 10.1109/WISP.2013.6657495
- [S37] G. Vakulya, Z. Tuza, and G. Simon, „Optimal Multi-TDMA Scheduling in Ring Topology Networks,” *MATHEMATICAL PROBLEMS IN ENGINEERING*, vol. 2015, Article ID 837074, 14 pages, Jan 2015. doi:10.1155/2015/837074
- [S38] G. Vakulya and G. Simon, „Low-power communication protocol for low duty cycle data acquisition applications,” *2013 IEEE International Workshop on Measurements & Networking (M&N)*, Naples, 2013, pp. 58-62.
doi: 10.1109/IWMN.2013.6663777
- [S39] G. Simon, M. Molnár, L. Gönczy and B. Cousin, „Dependable k-coverage algorithms for sensor networks,” *2007 IEEE Instrumentation & Measurement Technology Conference (IMTC 2007)*, Warsaw, 2007, pp. 1-6.
doi: 10.1109/IMTC.2007.379153
- [S40] M. Molnár, G. Simon, and L. Gönczy, „Robustness and Performance Analysis of a Dynamic Sensor Network Scheduling Algorithm,” *First International Workshop on Future Trends on Design and Analysis of Dynamic Networks (FTDA-DN)*, Hong Kong, China, July 31, 2008, pp. 52:1-52:6
- [S41] G. Simon, M. Molnár, L. Gönczy and B. Cousin, „Robust k-Coverage Algorithms for Sensor Networks,” *IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT*, vol. 57, no. 8, pp. 1741-1748, Aug. 2008.
doi: 10.1109/TIM.2008.922072
- [S42] M. Molnár, G. Simon, and L. Gönczy, „Quasi-optimal scheduling algorithm for area coverage in multi-functional sensor networks,” *INT. J. AD HOC AND UBIQUITOUS COMPUTING*, Vol. 14, No. 2, pp.109-122, Oct. 2013
doi: 10.1504/IJAHUC.2013.056418
- [S43] G. Simon, P. Völgyesi, M. Maróti and A. Ledeczi, „Simulation-based optimization of communication protocols for large-scale wireless sensor networks,” *2003 IEEE Aerospace Conference*, Big Sky, MT, USA, 2003, pp. 3_1339-3_1346.
doi: 10.1109/AERO.2003.1235250

- [S44] Y. Zhang, G. Simon, G. Balogh, „High-Level Sensor Network Simulations for Routing Performance Evaluations,” *Third International Conference on Networked Sensing Systems, (INSS 2006)*, Chicago, IL, USA, May 31, 2006.
- [S45] G. Simon, L. Szabados, A. Tóth, „Model based code generation for fast-deployment security applications,” *International Multiconference on Computer Science and Information Technology (2nd International Workshop on Secure Information Systems - SIS'07)*, Wisła, Poland, October 15–17, 2007, pp. 651-660.
- [S46] S. Jaskó and G. Simon, „CSP-Based Sensor Network Architecture for Reconfigurable Measurement Systems,” *IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT*, vol. 60, no. 6, pp. 2104-2117, June 2011.
doi: 10.1109/TIM.2011.2117210

12 Hivatkozások

- [1] L. Ljung: System identification: Theory for the user. Prentice Hall, 2nd Edition, 1999.
- [2] R. Pintelon, J. Schoukens: System Identification: A Frequency Domain Approach. Wiley-IEEE Press, 2nd Edition, 2012.
- [3] J. Schoukens, R. Pintelon, T. Dobrowiecki, Y. Rolain, „Identification of linear systems with nonlinear distortions,” *AUTOMATICA*, vol. 41, no. 3, pp. 491-504, 2005.
doi: 10.1016/j.automatca.2004.10.004
- [4] E. Louarroudi, J. Lataire, R. Pintelon, P. Janssens, J. Swevers, „Frequency domain, parametric estimation of the evolution of the time-varying dynamics of periodically time-varying systems from noisy input–output observations,” *MECHANICAL SYSTEMS AND SIGNAL PROCESSING*, vol. 47, no. 1, pp. 151-174, 2014.
doi: 10.1016/j.ymsp.2013.03.013
- [5] Y. Rolain, J. Schoukens, and R. Pintelon, „Order estimation for linear time invariant systems using frequency domain identification methods,” *IEEE TRANS. ON AUTOMATIC CONTROL*, vol. 42, No. 10, pp. 1408- 1417, 1997.
doi: 10.1109/9.633829
- [6] T. Söderström, P. Stoica, „Comparison of some instrumental variable methods—Consistency and accuracy aspects,” *AUTOMATICA*, vol. 17, No 1, pp. 101-115, 1981.
doi: 10.1016/0005-1098(81)90087-X
- [7] T. Lai and C.-Z. Wei, „Extended least squares and their applications to adaptive control and prediction in linear systems,” *IEEE TRANS. ON AUTOMATIC CONTROL*, vol. 31, no. 10, pp. 898-906, 1986.
doi: 10.1109/TAC.1986.1104138
- [8] S. Barembuch, A. Garivier and E. Moulines, „On Approximate Maximum-Likelihood Methods for Blind Identification: How to Cope With the Curse of Dimensionality,” *IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING*, vol. 57, no. 11, pp. 4247-4259, 2009.
doi: 10.1109/TSP.2009.2024283
- [9] H. Van Brussel, J.W. Peters, „Comparative assessment of harmonic, random, swept sine and shock excitation methods for the identification of machine tool structures with rotating spindles,” *CIRP ANNALS*, vol. 24, no.1. pp 291-296, 1975.
- [10] T. P. Dobrowiecki and J. Schoukens, „Practical choices in the FRF measurement in presence of nonlinear distortions,” *16th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Venice, 1999, pp. 922-927.
doi: 10.1109/IMTC.1999.776998
- [11] H. J. A. F. Tulleken, „Generalized binary noise test-signal concept for improved identification-experiment design,” *AUTOMATICA*, vol. 26, no. 1, pp. 37-49, 1990.
doi: 10.1016/0005-1098(90)90156-C
- [12] J. Schoukens, P. Guillaume, R. Pintelon, „Design of Broadband Excitation Signals,” Chapter 3 in: „Perturbation Signals for System Identification,” edited by K. Godfrey. Prentice Hall, 1993.
- [13] I. Kollár, Frequency Domain System Identification Toolbox homepage. Online: https://www.mathworks.com/products/connections/product_detail/frequency-domain-system-identification-toolbox.html (letöltve: 2019.03.06)

- [14] I. Kollár, R. Pintelon, J. Schoukens, „Frequency Domain System Identification Toolbox for MATLAB: Improvements and New Possibilities”, IFAC PROCEEDINGS VOLUMES, vol. 30, No. 11, pp. 943-946, 1997.
doi: 10.1016/S1474-6670(17)42968-5
- [15] L. Ljung: System Identification Toolbox for Use with Matlab. The MathWorks, Inc., Sherborn, MA, 1986.
- [16] B. Sanchez, G. Vandersteen, R. Bragos, and J Schoukens, „Optimal multisine excitation design for broadband electrical impedance spectroscopy,” MEASUREMENT SCIENCE AND TECHNOLOGY, vol. 22, no. 11, paper ID 115601, 2011.
doi: 10.1088/0957-0233/22/11/115601
- [17] E. Van der Ouderaa, J. Schoukens, R. Renneboog, „Peak Factor Minimization Using a Time-Frequency Domain Swapping Algorithm,” IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS, vol. 37, no. 1, pp 145-147, 1998.
doi: 10.1109/19.2684
- [18] P. Guillaume, J. Schoukens, R. Pintelon, I. Kollár, „Crest-Factor Minimization Using Nonlinear Chebishev Approximation Methods,” IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS., vol. 40, pp. 982-989, Dec. 1991.
doi: 10.1109/19.119778
- [19] B. Sanchez and C. R. Rojas, „Robust excitation power spectrum design for broadband impedance spectroscopy,” MEASUREMENT SCIENCE AND TECHNOLOGY, vol. 25, no. 6, paper ID 065501, 2014.
doi: 10.1088/0957-0233/25/6/065501
- [20] Yuxiang Yang et al., „An improved crest factor minimization algorithm to synthesize multisines with arbitrary spectrum,” PHYSIOLOGICAL MEASUREMENT, vol. 36, no. 5, paper ID 895, 2015.
doi: 10.1088/0967-3334/36/5/895
- [21] J. Ojarand, M. Min, „Recent Advances in Crest Factor Minimization of Multisine,” ELEKTRONIKA IR ELEKTROTEHNIKA, vol.23, no.2, pp. 59-62, 2017.
doi: 10.5755/j01.eie.23.2.18001
- [22] M. R. Schroeder, „Synthesis of Low-Peak Factor Signals and Binary Sequences with Low Autocorrelation,” IEEE TRANS. ON INFORM. THEORY, vol. IT 16, no.1, pp. 85-89, 1970.
doi: 10.1109/TIT.1970.1054411
- [23] A. Stuart and J. K. Ord, Kendall’s Advanced Theory of Statistics (vol. 1), Charles Griffin & Co., London, 1987.
- [24] Standard IEEE-1241-2010, „IEEE Standard for Terminology and Test Methods for Analog-to-Digital Converters”, (2011).
doi: 10.1109/IEEESTD.2011.5692956
- [25] IEEE Standard-1057-2007, „Standard for Digitizing Waveform Recorders”, 2007
doi: 10.1109/IEEESTD.2008.4494996
- [26] R. Pintelon and J. Schoukens, „An Improved Sine-Wave Fitting Procedure for Characterizing Data Acquisition Channels,” IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS., vol. 45, pp. 588-593, Apr. 1996.
doi: 10.1109/19.492793
- [27] J. Schoukens, R. Pintelon, G. Vandersteen and P. Guillaume, „Frequency-domain system identification using non-parametric noise models estimated from a small number of data sets,” AUTOMATICA, vol. 33, no.6, pp. 1073-1086, 1997.
doi: 10.1016/S0005-1098(97)00002-2

- [28] G. Péceli, „A Common Structure for recursive Discrete Transforms,” IEEE TRANS. CIRCUITS SYST. vol. CAS-33, No. 10, pp. 1035-1036, Oct. 1986.
doi: 10.1109/TCS.1986.1085844
- [29] J. Schoukens, T. Dobrowiecki, and R. Pintelon, „Identification of linear systems in the presence of nonlinear distortions. A frequency domain approach,” IEEE TRANS. ON AUTOMATIC CONTROL, vol. 43, No.2, pp. 176-190, 1998.
doi: 10.1109/9.661066
- [30] J. Rissanen, „Modeling by shortest data description,” AUTOMATICA, vol. 14, pp. 465-471, 1978.
doi: 10.1016/0005-1098(78)90005-5
- [31] Y. Rolain, R. Pintelon, K. Q. Xu, and H. Vold, „Best conditioned parametric identification of transfer function models in the frequency domain,” IEEE TRANS. ON AUTOMATIC CONTROL, vol. AC-40, no. 11, pp. 1954-1960, 1995.
doi: 10.1109/9.471223
- [32] I Kollár, R Pintelon, J Schoukens, „Frequency Domain System Identification Toolbox for Matlab: Improvements and New Possibilities”, *XI. IFAC/IFORS International Symposium on System Identification and Parameter Estimation (Sysid'97)*, Fukuoka, Japan, 1997, pp. 943-946.
doi: 10.1016/S1474-6670(17)42968-5
- [33] R. Pintelon, Y. Rolain, G. Vandersteen and J. Schoukens, „Experimental characterization of operational amplifiers: a system identification approach-part II: calibration and measurements,” IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS., vol. 53, no. 3, pp. 863-876, June 2004.
doi: 10.1109/TIM.2004.827092
- [34] W. Van Moer and Y. Rolain, „Multisine Calibration for Large-Signal Broadband Measurements,” IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS., vol. 57, no. 7, pp. 1478-1483, July 2008.
doi: 10.1109/TIM.2008.917187
- [35] Y. Zhang *et al.*, „Characterization for Multiharmonic Intermodulation Nonlinearity of RF Power Amplifiers Using a Calibrated Nonlinear Vector Network Analyzer,” IEEE TRANS. ON MICROWAVE THEORY AND TECHNIQUES, vol. 64, no. 9, pp. 2912-2923, Sept. 2016.
doi: 10.1109/TMTT.2016.2590548
- [36] I. Zoltan, „A new self-calibrating standard instrument for current transformer calibration,” *Conference on Precision Electromagnetic Measurements Digest*, Boulder, CO, USA, 1994, pp. 238-239.
doi: 10.1109/CPEM.1994.333241
- [37] B. Magstadt, Y. Zhuang and D. Chen, „Accurate Spectral Testing With Impure Source and Noncoherent Sampling,” IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS., vol. 65, no. 11, pp. 2454-2463, Nov. 2016.
doi: 10.1109/TIM.2016.2584383
- [38] Standard IEEE-1241-2010, „IEEE Standard for Terminology and Test Methods for Analog-to-Digital Converters”, 2011.
doi: 10.1109/IEEESTD.2011.5692956
- [39] I. Kollár, J. Márkus, „Standard environment for the sine wave test of ADCs”, MEASUREMENT, vol. 31, no. 4, pp. 261-269, 2002.
doi: 10.1016/S0263-2241(01)00041-0

- [40] K. Vanhoenacker, T. Dobrowiecki and J. Schoukens, „Design of multisine excitations to characterize the nonlinear distortions during FRF-measurements,” *IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS.*, vol. 50, no. 5, pp. 1097-1102, Oct. 2001.
doi: 10.1109/19.963166
- [41] B. Sanchez, G. Vandersteen, R. Bragos, J. Schoukens, „Basics of broadband impedance spectroscopy measurements using periodic excitations,” *MEASUREMENT SCIENCE AND TECHNOLOGY*, vol. 23, no. 10, paper 105501, 2012.
doi: 10.1088/0957-0233/23/10/105501
- [42] B. Sanchez, G. Vandersteen, R. Bragos, J. Schoukens, „Optimal multisine excitation design for broadband electrical impedance spectroscopy,” *MEASUREMENT SCIENCE AND TECHNOLOGY*, vol. 22, no. 11, paper 115601, 2011.
doi: 10.1088/0957-0233/22/11/115601
- [43] B Sanchez et al, „A new measuring and identification approach for time-varying bioimpedance using multisine electrical impedance spectroscopy,” *PHYSIOL. MEAS.*, vol. 34, no. 3, pp. 339, 2013.
doi: 10.1088/0967-3334/34/3/339
- [44] B. Sanchez, et al., „Novel approach of processing electrical bioimpedance data using differential impedance analysis,” *MEDICAL ENGINEERING & PHYSICS*, vol. 35, no. 9, pp. 1349-1357, 2013.
doi: 10.1016/j.medengphy.2013.03.006.
- [45] D. Pauwels, et al., „A new multisine-based impedimetric aptasensing platform,” *ELECTROCHEMISTRY COMMUNICATIONS*, vol. 71, pp 23-27, 2016.
doi: 10.1016/j.elecom.2016.07.010.
- [46] N. B. Carvalho, K. A. Remley, D. Schreurs and K. G. Card, „Multisine signals for wireless system test and design [Application Notes],” *IEEE MICROWAVE MAGAZINE*, vol. 9, no. 3, pp. 122-138, June 2008.
doi: 10.1109/MMM.2008.919938
- [47] R. Mignot, G. Chardon and L. Daudet, „Low Frequency Interpolation of Room Impulse Responses Using Compressed Sensing,” *IEEE/ACM TRANSACTIONS ON AUDIO, SPEECH, AND LANGUAGE PROCESSING*, vol. 22, no. 1, pp. 205-216, Jan. 2014.
doi: 10.1109/TASLP.2013.2286922
- [48] C. D. Tiew and Y. C. Kuang, „Photocurrent measurement through frequency domain analysis,” *2015 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, Pisa, 2015, pp. 440-445.
doi: 10.1109/I2MTC.2015.7151308
- [49] W. Herrera Portilla, G. Aponte Mayor, J. Pleite Guerra and C. Gonzalez-Garcia, „Detection of Transformer Faults Using Frequency-Response Traces in the Low-Frequency Bandwidth,” *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS*, vol. 61, no. 9, pp. 4971-4978, Sept. 2014.
doi: 10.1109/TIE.2013.2282605
- [50] S. Chatterjee, S. Dalai, S. Chakravorti and B. Chatterjee, „Use of chirp excitations for frequency domain spectroscopy measurement of oil-paper insulation,” *IEEE TRANSACTIONS ON DIELECTRICS AND ELECTRICAL INSULATION*, vol. 25, no. 3, pp. 1103-1111, June 2018.
doi: 10.1109/TDEI.2018.007014

- [51] H. Zoubek, S. Villwock and M. Pacas, „Frequency Response Analysis for Rolling-Bearing Damage Diagnosis,” *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS*, vol. 55, no. 12, pp. 4270-4276, Dec. 2008.
doi: 10.1109/TIE.2008.2005020
- [52] P. Verboven, P. Guillaume, S. Vanlanduit, B. Cauberghe, „Assessment of nonlinear distortions in modal testing and analysis of vibrating automotive structures,” *JOURNAL OF SOUND AND VIBRATION*, vol. 293, no. 1–2, pp. 299-319, 2006.
doi: 10.1016/j.jsv.2005.09.039.
- [53] H. Kumazaki, S. Shiraki, and M. Ogawa, „Vibration measurement system using an always vibrating FBG built-in sensor driven by photothermal energy,” *26th International Conference on Optical Fiber Sensors*, OSA Technical Digest (Optical Society of America, 2018), paper WF33.
doi: /10.1364/OFS.2018.WF33
- [54] T-C. Huynh, S-Y. Lee, N-L. Dang, J-T. Kim, „Vibration-based structural identification of caisson-foundation system via in situ measurement and simplified model,” *STRUCT CONTROL HEALTH MONIT.*, Vol 26, No 3, e2315, 2019.
doi:10.1002/stc.2315
- [55] Y. Firouz, et al., „Measuring and Analysis of Nonlinear Characterization of Lithium-Ion Batteries Using Multisine Excitation Signal,” *WORLD ELECTR. VEH. J.*, vol. 8, pp. 362-370, 2016.
doi: 10.3390/wevj8020362
- [56] C. Brunetto, A. Moschetto, G. Tina, „PEM fuel cell testing by electrochemical impedance spectroscopy,” *ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH*, vol. 79, no. 1, pp.17-26, 2009.
doi: 10.1016/j.epr.2008.05.012.
- [57] E. Van Gheem, et al. „Instantaneous impedance measurements on aluminium using a Schroeder multisine excitation signal,” *ELECTROCHIMICA ACTA*, vol. 49, no. 17–18, pp. 2919-2925, 2004.
doi: 10.1016/j.electacta.2004.01.050.
- [58] T. Breugelmans, et al., „Odd random phase multisine EIS as a detection method for the onset of corrosion of coated steel,” *ELECTROCHEMISTRY COMMUNICATIONS*, vol. 12, no. 1, pp. 2-5, 2010.
doi: 10.1016/j.elecom.2009.10.008.
- [59] Y. Van Ingelgem, E. Tourwé, J. Vereecken, A. Hubin, „Application of multisine impedance spectroscopy, FE-AES and FE-SEM to study the early stages of copper corrosion,” *ELECTROCHIMICA ACTA*, vol. 53, no. 25. pp. 7523-7530, 2008.
doi: 10.1016/j.electacta.2008.01.052.
- [60] J-B. Jorcin, et al., „Investigation of the self-healing properties of shape memory polyurethane coatings with the ‘odd random phase multisine’ electrochemical impedance spectroscopy,” *ELECTROCHIMICA ACTA*, vol. 55, no. 21, pp. 6195-6203, 2010,
doi: 10.1016/j.electacta.2010.01.027.
- [61] Wei Pan, Xiangyang Kong, J. Xu and Weidong Pan, „Measurement and analysis system of vibration for the detection of insect acoustic signals,” *2016 Asia-Pacific International Symposium on Electromagnetic Compatibility (APEMC)*, Shenzhen, 2016, pp. 1090-1092.
doi: 10.1109/APEMC.2016.7522953
- [62] R. Pawlowicz, B. Beardsley, S. Lentz, „Classical tidal harmonic analysis including error estimates in MATLAB using T_TIDE”, *COMPUTERS AND GEOSCIENCES*, vol. 28, no. 8, pp. 929-937, Oct. 2002.
doi: 10.1016/S0098-3004(02)00013-4

- [63] N. Decarli, M. Del Prete, D. Masotti, D. Dardari and A. Costanzo, „High-Accuracy Localization of Passive Tags With Multisine Excitations,” *IEEE TRANSACTIONS ON MICROWAVE THEORY AND TECHNIQUES*, vol. 66, no. 12, pp. 5894-5908, Dec. 2018.
doi: 10.1109/TMTT.2018.2879806
- [64] L. Wang, R.X. Gao. Condition monitoring and control for intelligent manufacturing. Springer, Berlin, 2006.
- [65] D. Goyal, B.S. Pabla, „The Vibration Monitoring Methods and Signal Processing Techniques for Structural Health Monitoring: A Review,” *ARCH COMPUTAT METHODS ENG*, vol. No. 4, pp. 585-594, 2016.
doi: 10.1007/s11831-015-9145-0
- [66] M. Basseville, A. Benveniste, M. Goursat and L. Meve, „In-Flight Vibration Monitoring of Aeronautical Structures,” *IEEE CONTROL SYSTEMS MAGAZINE*, vol. 27, no. 5, pp. 27-42, Oct. 2007.
doi: 10.1109/MCS.2007.904652
- [67] Z. Gao, X. Zhu, Y. Fang, H. Zhang, „Active monitoring and vibration control of smart structure aircraft based on FBG sensors and PZT actuators,” *AEROSPACE SCIENCE AND TECHNOLOGY*, vol. 63, pp. 101-109, 2017.
doi: 10.1016/j.ast.2016.12.027.
- [68] A. Diaz, et al., „Method of analyzing variations of at least one indicator of the behavior of a mechanism fitted to an aircraft”. US Patent US10311659B2, 2017.
- [69] J.P. Amezcua-Sanchez, H. Adeli, „Signal Processing Techniques for Vibration-Based Health Monitoring of Smart Structures”, *ARCH COMPUTAT METHODS ENG*, vol. 23, No 1, pp. 1-15, 2016.
doi: 10.1007/s11831-014-9135-7
- [70] T. Aoyama et al., „Vibration Sensing of a Bridge Model Using a Multithread Active Vision System,” *IEEE/ASME TRANSACTIONS ON MECHATRONICS*, vol. 23, no. 1, pp. 179-189, Feb. 2018.
doi: 10.1109/TMECH.2017.2764504
- [71] P. Rolek, S. Bruni, M. Carboni, „Condition monitoring of railway axles based on low frequency vibrations,” *INTERNATIONAL JOURNAL OF FATIGUE*, vol. 86, pp. 88-97, 2016.
doi:10.1016/j.ijfatigue.2015.07.004.
- [72] Z. Wang *et al.*, „Novel railway-subgrade vibration monitoring technology using phase-sensitive OTDR,” *25th Optical Fiber Sensors Conference (OFS)*, Jeju, 2017, pp. 1-4.
doi: 10.1117/12.2265169
- [73] J. Swevers, W. Verdonck and J. De Schutter, „Dynamic Model Identification for Industrial Robots,” *IEEE CONTROL SYSTEMS MAGAZINE*, vol. 27, no. 5, pp. 58-71, Oct. 2007.
doi: 10.1109/MCS.2007.904659
- [74] C. Urrea, J. Pascal, „Design, simulation, comparison and evaluation of parameter identification methods for an industrial robot,” *COMPUTERS & ELECTRICAL ENGINEERING*, vol. 67, pp. 791-806, Apr. 2018.
doi: 10.1016/j.compeleceng.2016.09.004.
- [75] W. Khalil, M. Gautier and P. Lemoine, „Identification of the payload inertial parameters of industrial manipulators,” *2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Roma, 2007, pp. 4943-4948.
doi: 10.1109/ROBOT.2007.364241

- [76] M. L. McIntyre, W. E. Dixon, D. M. Dawson and I. D. Walker, „Fault identification for robot manipulators,” *IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS*, vol. 21, no. 5, pp. 1028-1034, Oct. 2005. doi: 10.1109/TRO.2005.851356
- [77] C. Hofmann and W. Kellermann, „Source-specific system identification,” *2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Shanghai, 2016, pp. 161-165. doi: 10.1109/ICASSP.2016.7471657
- [78] M. Schneider C. Huemmer W. Kellermann „Wave-domain loudspeaker signal decorrelation for system identification in multichannel audio reproduction scenarios” *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP)*, May 2013, pp. 605-609. doi: 10.1109/ICASSP.2013.6637719
- [79] S. Spors H. Buchner R. Rabenstein, W. Herbordt, „Active listening room compensation for massive multichannel sound reproduction systems using wave-domain adaptive filtering,” *J ACOUST SOC AM*, vol. 122, No. 1, pp. 354-69, 2007. doi: 10.1121/1.2737669
- [80] B. Bank and L. Sujbert „Generation of longitudinal vibrations in piano strings: From physics to sound synthesis,” *J ACOUST SOC AM.*, vol. 117, No. 4, pp. 2268-78, Apr. 2005. doi: 10.1121/1.1868212
- [81] J. Angster, P. Rucz, A. Miklos, „Detailed measurements on lingual organ pipes for developing innovative methods and software for the pipe design,” *J ACOUST SOC AM.*, vol. 139, No. 4, pp. 2119-2119, 2016. doi:10.1121/1.4950306
- [82] A. Hunt, M.M. Wanderley, M. Paradis, „2002: The Importance of Parameter Mapping in Electronic Instrument Design”. In: A. Jensenius, M. Lyons (eds): *A NIME Reader. Current Research in Systematic Musicology*, vol. 3. Springer, Cham, 2017
- [83] M. Espinoza, J. A. K. Suykens, R. Belmans and B. De Moor, „Electric Load Forecasting,” *IEEE CONTROL SYSTEMS MAGAZINE*, vol. 27, no. 5, pp. 43-57, Oct. 2007. doi: 10.1109/MCS.2007.904656
- [84] E. Almeshaei, H. Soltan, „A methodology for Electric Power Load Forecasting,” *ALEXANDRIA ENGINEERING JOURNAL*, vol. 50, No.2, pp. 137-144, 2011. doi:10.1016/j.aej.2011.01.015.
- [85] Jianwei Mi, Libin Fan, Xuechao Duan, and Yuanying Qiu, „Short-Term Power Load Forecasting Method Based on Improved Exponential Smoothing Grey Model,” *MATHEMATICAL PROBLEMS IN ENGINEERING*, vol. 2018, Article ID 3894723, 11 pages, 2018. doi:10.1155/2018/3894723.
- [86] K. G. Boroojeni, M. H. Amini, S. Bahrami, S.S. Iyengar, A.I. Sarwat, O. Karabasoglu, „A novel multi-time-scale modeling for electric power demand forecasting: From short-term to medium-term horizon,” *ELECTRIC POWER SYSTEMS RESEARCH*, vol. 142, pp. 58-73, 2017. doi: 10.1016/j.epsr.2016.08.031.
- [87] T. Nyoni, „Modeling and forecasting inflation in Kenya: recent insights from ARIMA and GARCH analysis,” *DIMORIAN REVIEW*, vol. 5, No. 6., pp. 16-40, 2018.
- [88] E.A. Jackson, A. Sillah, E. Tamuke, „Modelling Monthly Headline Consumer Price Index (HCPI) through Seasonal Box-Jenkins Methodology,” *INTERNATIONAL JOURNAL OF SCIENCES*, vol. 7, no. 1, pp. 51-56, 2018. doi: 10.18483/ijSci.1507.

- [89] B. Petrevska, „Predicting tourism demand by A.R.I.M.A. models,” *ECONOMIC RESEARCH*, vol. 30, no. 1, pp 939-950, 2017.
doi: 10.1080/1331677X.2017.1314822.
- [90] E. D. Kaplan, C. Hegarty (Eds): *Understanding GPS: Principles and Applications*. Artech House, 2005.
- [91] L. Zwirello, T. Schipper, M. Jalilvand and T. Zwick, „Realization Limits of Impulse-Based Localization System for Large-Scale Indoor Applications,” *IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS.*, vol. 64, no. 1, pp. 39-51, Jan. 2015.
doi: 10.1109/TIM.2014.2332241
- [92] S. Huseh, B.S. Dewberry, and R. McCrosky, „Pulsed-RF Ultrawideband Ranging for the GLANSER GPS-Denied Emergency Responder Navigation System,” *2011 International Technical Meeting of The Institute of Navigation*, Jan 2011, pp. 389-396
- [93] O. Oshiga, S. Severi, G. T. F. de Abreu, „Superresolution Multipoint Ranging With Optimized Sampling via Orthogonally Designed Golomb Rulers”, *IEEE TRANSACTIONS ON WIRELESS COMMUNICATIONS*, vol. 15, no. 1, pp. 267-282, Jan. 2016
doi: 10.1109/TWC.2015.2470687
- [94] Decawave DW1000 Radio IC. Online: <https://www.decawave.com/product/dw1000-radio-ic/> (letöltve: 2019.08.21.)
- [95] Pozyx homepage. Online: <https://www.pozyx.io/> (letöltve: 2019.08.21)
- [96] Ubisense homepage. Online: <https://www.ubisense.net/> (letöltve: 2019.08.21)
- [97] Wing-Kin Ma, Ba-Ngu Vo, S. S. Singh and A. Baddeley, „Tracking an unknown time-varying number of speakers using TDOA measurements: a random finite set approach,” *IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING*, vol. 54, no. 9, pp. 3291-3304, Sept. 2006.
doi: 10.1109/TSP.2006.877658
- [98] X. Cui, K. Yu and S. Lu, „Direction Finding for Transient Acoustic Source Based on Biased TDOA Measurement,” *IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS.*, vol. 65, no. 11, pp. 2442-2453, Nov. 2016.
doi: 10.1109/TIM.2016.2583224
- [99] R.C. Maher, E. Hoerr, „Audio Forensic Gunshot Analysis and Multilateration,” *145th Audio Engineering Society International Convention*, New York, USA, October 17-20, 2018, paper no. 10100.
- [100] P. Lazik, N. Rajagopal, B. Sinopoli, A. Rowe, „Ultrasonic time synchronization and ranging on smartphones,” *IEEE Real-Time and Embedded Technology and Applications Symposium, (RTAS)*, May 2015, art. no. 7108422, pp. 108-117
doi: 10.1109/RTAS.2015.7108422
- [101] C. Medina, J. Segura, and Á. De la Torre, „Ultrasound Indoor Positioning System Based on a Low-Power Wireless Sensor Network Providing Sub-Centimeter Accuracy,” *SENSORS*, vol. 13, no. 3, pp. 3501–3526, Mar. 2013.
doi: 10.3390/s130303501
- [102] Xiaonan Li, Li Bai and Jing Li, „ADDA / TDOA combined positioning with dual-antenna over fading channel,” *2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, Shanghai, 2009, pp. 9-12.
doi: 10.1109/ICICISYS.2009.5358255

- [103] C. Yang and H. Shao, „WiFi-based indoor positioning,” *IEEE COMMUNICATIONS MAGAZINE*, vol. 53, no. 3, pp. 150-157, March 2015.
doi: 10.1109/MCOM.2015.7060497
- [104] S. A. L. Glegg, M. P. Olivieri, R. K. Coulson and S. M. Smith, „A passive sonar system based on an autonomous underwater vehicle,” *IEEE JOURNAL OF OCEANIC ENGINEERING*, vol. 26, no. 4, pp. 700-710, Oct. 2001.
doi: 10.1109/48.972113
- [105] H. Lim, L. C. Kung, J. C. Hou and H. Luo, „Zero-Configuration, Robust Indoor Localization: Theory and Experimentation,” *IEEE INFOCOM 2006*, Barcelona, Spain, 2006, pp. 1-12.
doi: 10.1109/INFOCOM.2006.223
- [106] C. Yang and H. Shao, „WiFi-based indoor positioning,” *IEEE COMMUNICATIONS MAGAZINE*, vol. 53, no. 3, pp. 150-157, March 2015.
doi: 10.1109/MCOM.2015.7060497
- [107] K. Chintalapudi, A. P. Iyer, and V. N. Padmanabhan, „Indoor localization without the pain,” *16th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom '10)*, 2010, pp. 173-184.
doi: 10.1145/1859995.1860016
- [108] G. Pirkl and P. Lukowicz, „Resonant magnetic coupling indoor localization system,” *2013 ACM Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing adjunct publication (UbiComp '13 Adjunct)*, 2013, pp. 59-62.
doi: 10.1145/2494091.2494108
- [109] H.S. Kim, W. Seo, K.R. Baek, „Indoor Positioning System Using Magnetic Field Map Navigation and an Encoder System,” *SENSOR*, vol. 17, no. 3, pp. 651, March 2017.
doi:10.3390/s17030651
- [110] M. Frassl, M. Angermann, M. Lichtenstern, P. Robertson, B. J. Julian and M. Doniec, „Magnetic maps of indoor environments for precise localization of legged and non-legged locomotion,” *2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Tokyo, 2013, pp. 913-920
doi: 10.1109/IROS.2013.6696459
- [111] A. Colombo, D. Fontanelli, D. Macii and L. Palopoli, „Flexible Indoor Localization and Tracking Based on a Wearable Platform and Sensor Data Fusion,” *IEEE TRANS. INSTRUM. MEAS.*, vol. 63, no. 4, pp. 864-876, April 2014
doi: 10.1109/TIM.2013.2283546
- [112] Z. Chen, Q. Zhu, H. Jiang, Y. C. Soh, „Indoor localization using smartphone sensors and iBeacons,” *IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, pp. 1723 – 1728, Auckland, NZ, June 2015
doi: 10.1109/ICIEA.2015.7334389
- [113] L. Li, P. Hu, C. Peng, G. Shen, and F. Zhao, „Epsilon: a visible light based positioning system,” *11th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation (NSDI'14)*, pp. 331-343, Seattle, WA, USA, 2014
- [114] P. Hu, L. Li, C. Peng, G. Shen, F. Zhao, „Pharos: Enable physical analytics through visible light based indoor localization,” *Twelfth ACM Workshop on Hot Topics in Networks (HotNets-XII)*, 2013, Article No. 5.
doi: 10.1145/2535771.2535790

- [115] T. Raharijaona, et al., „Local Positioning System Using Flickering Infrared LEDs”, *SENSORS*, vol. 17, no. 11, Art. 2518, 2017.
doi:10.3390/s17112518
- [116] A. Arafa, S. Dalmiya, R. Klukas, J. Holzman, „Angle-of-arrival reception for optical wireless location technology,” *OPT. EXPRESS*, vol. 23, pp. 7755-7766, 2015
doi: 10.1364/OE.23.007755
- [117] C. Sánchez, P. Taddei, S. Ceriani, E. Wolfart, V. Sequeira, „Localization and tracking in known large environments using portable real-time 3D sensors,” *COMPUTER VISION AND IMAGE UNDERSTANDING*, vol. 149, pp. 197-208, Aug 2016
doi: 10.1016/j.cviu.2015.11.012
- [118] J. Zhang, S Singh, „Low-drift and real-time lidar odometry and mapping,” *AUTONOMOUS ROBOTS*, vol. 41, no. 2, pp. 401-407, Feb. 2017.
doi: 10.1007/s10514-016-9548-2
- [119] H. Wang, H. Yu, L. Kong, „Ceiling Light Landmarks Based Localization and Motion Control for a Mobile Robot,” *2007 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control*, London, UK, pp. 285 – 290, April 2007
doi: 10.1109/ICNSC.2007.372792
- [120] Y.S. Kuo, P. Pannuto, K.J. Hsiao, P. Dutta, „Luxapose: indoor positioning with mobile phones and visible light,” *20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom '14)*, pp. 447 – 458, New York, USA, 2014
doi: 10.1145/2639108.2639109
- [121] Rodríguez-Navarro, David et al., „Indoor Positioning System Based on a PSD Detector, Precise Positioning of Agents in Motion Using AoA Techniques,” *SENSORS*, vol. 17, no. 9 Art. 2124. 15 Sep. 2017,
doi:10.3390/s17092124
- [122] B. Zhu, J. Cheng, Y. Wang, J. Yan, J. Wang, „Three-Dimensional VLC Positioning Based on Angle Difference of Arrival With Arbitrary Tilting Angle of Receiver,” *IEEE JOURNAL ON SELECTED AREAS IN COMMUNICATIONS*, vol. 36, no. 1, pp. 8-22, Jan. 2018
doi: 10.1109/JSAC.2017.2774435
- [123] A. Mahajan, M. Walworth, „3-D position sensing using the differences in the time-of-flights from a wave source to various receivers,” *IEEE TRANS. ON ROBOTICS AND AUTOMATION*, vol. 17, pp. 91–94, 2001.
doi: 10.1109/70.917087
- [124] D. Li, Y. H. Hu, „Energy based collaborative source localization using acoustic micro-sensor array,” *J. EUROSIP APPLIED SIGNAL PROCESS.*, vol. 2003, no. 4, pp. 321–337, 2003.
doi: 10.1155/S1110865703212075
- [125] C. Meesookho, U. Mitra, S. Narayanan, „On Energy-Based Acoustic Source Localization for Sensor Networks,” *IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING*, vol. 56, no. 1, pp. 365-377, Jan. 2008.
doi: 10.1109/TSP.2007.900757
- [126] O. Bialer, D. Raphaeli and A. J. Weiss, „Maximum-Likelihood Direct Position Estimation in Dense Multipath,” *IEEE TRANSACTIONS ON VEHICULAR TECHNOLOGY*, vol. 62, no. 5, pp. 2069-2079, Jun 2013.
doi: 10.1109/TVT.2012.2236895

- [127] Xiaohong Sheng, Yu-Hen Hu, „Maximum likelihood multiple-source localization using acoustic energy measurements with wireless sensor networks,” *IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING*, vol. 53, no. 1, pp. 44-53, Jan. 2005.
doi: 10.1109/TSP.2004.838930
- [128] C. Kreucher, B. Shapo, „Multitarget Detection and Tracking Using Multisensor Passive Acoustic Data,” *IEEE JOURNAL OF OCEANIC ENGINEERING*, vol. 36, no. 2, pp. 205-218, April 2011.
doi: 10.1109/JOE.2011.2118630
- [129] M. A. Fischler, R. C. Bolles, „Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *COMMUN. ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381–395, 1981.
doi: 10.1145/358669.358692
- [130] Li P., Ma X., „Robust Acoustic Source Localization with TDOA Based RANSAC Algorithm,” in: Huang DS., Jo KH., Lee HH., Kang HJ., Bevilacqua V. (eds) *Emerging Intelligent Computing Technology and Applications. ICIC 2009. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 5754. Springer, Berlin, Heidelberg, 2009.
doi: 10.1007/978-3-642-04070-2_25
- [131] W. Du, L. Fang, N. Peng, „LAD: Localization anomaly detection for wireless sensor networks,” *JOURNAL OF PARALLEL AND DISTRIBUTED COMPUTING*, vol. 66, no. 7, pp. 874-886, July 2006
doi: 10.1016/j.jpdc.2005.12.011
- [132] Q. Xiao, K. Bu, Z. Wang and B. Xiao, „Robust localization against outliers in wireless sensor networks,” *ACM TRANSACTIONS ON SENSOR NETWORKS*, vol. 9, no. 2, Art.24, Mar 2013
doi: 10.1145/2422966.2422981
- [133] H. T. Kung, Chit-Kwan Lin, Tsung-Han Lin, and Dario Vlah, „Localization with snap-inducing shaped residuals (SISR): coping with errors in measurement,” *15th annual international conference on Mobile computing and networking (MobiCom '09)*, pp. 333-344, 2009
doi: 10.1145/1614320.1614357
- [134] J. T. Isaacs, D. J. Klein and J. P. Hespanha, „Optimal sensor placement for time difference of arrival localization,” *48th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, Shanghai, 2009, pp. 7878-7884.
doi: 10.1109/CDC.2009.5399478
- [135] C. Knapp, G. Carter, „The generalized correlation method for estimation of time delay,” *IEEE TRANSACTIONS ON ACOUSTICS, SPEECH, AND SIGNAL PROCESSING*, vol. 24, no. 4, pp. 320-327, Aug. 1976.
doi: 10.1109/TASSP.1976.1162830
- [136] Y. Jia, Y. Guo, C. Yan, H. Sheng, G. Cui, X. Zhong, „Detection and Localization for Multiple Stationary Human Targets Based on Cross-Correlation of Dual-Station SFCW Radars,” *REMOTE SENSING*, vol. 11, no. 12, Art. 1428, June 2019.
10.3390/rs11121428
- [137] S. Salari, F. Chan, Y. Chan, W. Read, „TDOA Estimation With Compressive Sensing Measurements and Hadamard Matrix,” *IEEE TRANSACTIONS ON AEROSPACE AND ELECTRONIC SYSTEMS*, vol. 54, no. 6, pp. 3137-3142, Dec. 2018.
doi: 10.1109/TAES.2018.2826230

- [138] B. Huang, L. Xie and Z. Yang, „TDOA-Based Source Localization With Distance-Dependent Noises,” *IEEE TRANSACTIONS ON WIRELESS COMMUNICATIONS*, vol. 14, no. 1, pp. 468-480, Jan. 2015.
doi: 10.1109/TWC.2014.2351798
- [139] J. C. Chen, Kung Yao and R. E. Hudson, „Source localization and beamforming,” *IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE*, vol. 19, no. 2, pp. 30-39, March 2002.
doi: 10.1109/79.985676
- [140] J. C. Chen, K. Yao, R. E. Hudson, „Acoustic Source Localization and Beamforming: Theory and Practice,” *EURASIP JOURNAL ON ADVANCES IN SIGNAL PROCESSING*, vol. 2003, no. 4., pp. 926837, Mar. 2003,
doi: 10.1155/S1110865703212038
- [141] X. Huang and Y. J. Guo, „Frequency-Domain AoA Estimation and Beamforming with Wideband Hybrid Arrays,” *IEEE TRANSACTIONS ON WIRELESS COMMUNICATIONS*, vol. 10, no. 8, pp. 2543-2553, Aug. 2011.
doi: 10.1109/TWC.2011.062211.100439
- [142] Huynh, P.; Yoo, M., „VLC-Based Positioning System for an Indoor Environment Using an Image Sensor and an Accelerometer Sensor,” *SENSORS*, vol. 16, no. 6, Art. 783, 2016
doi: 10.3390/s16060783
- [143] S. Urban, J. Leitloff, and S. Hinz, „MLPnP – A Real-Time Maximum Likelihood Solution To The Perspective-n-Point Problem”, *ISPRS ANN. PHOTOGRAMM. REMOTE SENS. SPATIAL INF. SCI.*, vol. III-3, pp. 131-138, 2016.
doi: 10.5194/isprs-annals-III-3-131-2016
- [144] V. Lepetit, F. Moreno, P. Fua, „EPnP: an accurate $o(n)$ solution to the PnP problem,” *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER VISION*”, vol. 81, no. 2, p. 155-166, Febr. 2009.
doi: 10.1007/s11263-008-0152-6
- [145] L. Kneip, H. Li, Y. Seo, „UPnP: An Optimal $O(n)$ Solution to the Absolute Pose Problem with Universal Applicability”, In: Fleet D., Pajdla T., Schiele B., Tuytelaars T. (eds) *Computer Vision – ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 8689. Springer, Cham, 2014.
doi: 10.1007/978-3-319-10590-1_9
- [146] Xiao-Shan Gao, Xiao-Rong Hou, Jianliang Tang, Hang-Fei Cheng, „Complete solution classification for the perspective-three-point problem,” *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, vol. 25, no. 8, pp. 930-943, Aug. 2003.
doi: 10.1109/TPAMI.2003.1217599
- [147] Z. Kukelova, M. Bujnak, T. Pajdla, „Closed-form solutions to minimal absolute pose problems with known vertical direction,” *10th Asian conference on Computer vision*, Queenstown, New Zealand, Nov.8-12, 2010, Part II, pp. 216–229.
doi: 10.1007/978-3-642-19309-5_17
- [148] F. Fraundorfer, P. Tanskanen, M. Pollefeys, „A minimal case solution to the calibrated relative pose problem for the case of two known orientation angles,” *11th European conference on Computer vision*, 2010, Part IV, pp. 269– 282.
doi: 10.1007/978-3-642-15561-1_20
- [149] Three-Dimensional VLC Positioning Based on Angle Difference of Arrival With Arbitrary Tilting Angle of Receiver, *IEEE JOURNAL ON SELECTED AREAS IN COMMUNICATIONS*, vol. 36, no. 1, pp. 8-22, Jan. 2018.,
doi: 10.1109/JSAC.2017.2774435

- [150] D. Scaramuzza, A. Martinelli and R. Siegwart, „A Flexible Technique for Accurate Omnidirectional Camera Calibration and Structure from Motion,” *Fourth IEEE International Conference on Computer Vision Systems (ICVS'06)*, New York, NY, USA, 2006, pp. 45-45. doi: 10.1109/ICVS.2006.3
- [151] Microsoft Indoor Localization Competition – IPSN 2015. Online: <https://www.microsoft.com/en-us/research/event/microsoft-indoor-localization-competition-ipsn-2015/> (letöltve: 2019.03.06.)
- [152] S. Monica and G. Ferrari, „UWB-based localization in large indoor scenarios: optimized placement of anchor nodes,” *IEEE TRANSACTIONS ON AEROSPACE AND ELECTRONIC SYSTEMS*, vol. 51, no. 2, pp. 987-999, April 2015. doi: 10.1109/TAES.2014.130722
- [153] L. Song, H. Zou, T. Zhang, „A Low Complexity Asynchronous UWB TDOA Localization Method,” *INTERNATIONAL JOURNAL OF DISTRIBUTED SENSOR NETWORKS*, vol. 11, no. 10, 2015. doi: 10.1155/2015/675490
- [154] J. Tiemann and C. Wietfeld, „Scalable and precise multi-UAV indoor navigation using TDOA-based UWB localization,” *2017 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, Sapporo, 2017, pp. 1-7. doi: 10.1109/IPIN.2017.8115937
- [155] DECODIO TDoA honlap. Online: <https://www.decodio.com/products/tdoa/> (letöltve: 2019.08.21)
- [156] N. Podevijn, et al., „TDoA-Based Outdoor Positioning with Tracking Algorithm in a Public LoRa Network,” *WIRELESS COMMUNICATIONS AND MOBILE COMPUTING*, vol. 2018, Article ID 1864209, 9 pages, 2018. doi: 10.1155/2018/1864209.
- [157] U. Kim, T. Mizumoto, T. Ogata and H. G. Okuno, „Improvement of speaker localization by considering multipath interference of sound wave for binaural robot audition,” *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, San Francisco, CA, 2011, pp. 2910-2915. doi: 10.1109/IROS.2011.6094787
- [158] A. Dersan and Y. Tanik, „Passive radar localization by time difference of arrival,” *MILCOM 2002. Proceedings*, Anaheim, CA, USA, 2002, vol. 2, pp. 1251-1257. doi: 10.1109/MILCOM.2002.1179658
- [159] Q. Liang, B. Zhang, C. Zhao and Y. Pi, „TDoA for Passive Localization: Underwater versus Terrestrial Environment,” *IEEE TRANSACTIONS ON PARALLEL AND DISTRIBUTED SYSTEMS*, vol. 24, no. 10, pp. 2100-2108, Oct. 2013. doi: 10.1109/TPDS.2012.310
- [160] K. Lee, H. Kwon, K. You, „Laser-Interferometric Broadband Seismometer for Epicenter Location Estimation,” *SENSORS*, vol. 17, no. 10, Art. 2423, 2017. doi: 10.3390/s17102423
- [161] A. Olivier, G. Bielsa, I. Tejado, M. Zorzi, J. Widmer and P. Casari, „Lightweight Indoor Localization for 60-GHz Millimeter Wave Systems,” *13th Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication, and Networking (SECON)*, London, 2016, pp. 1-9. doi: 10.1109/SAHCN.2016.7732999

- [162] J. G. C. Ribeiro, F. G. Serrenho, J. A. Apolinário and A. L. L. Ramos, „Improved DoA estimation with application to bearings-only acoustic source localization,” *2017 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*, Bilbao, 2017, pp. 100-105.
doi: 10.1109/ISSPIT.2017.8388624
- [163] B. Zhu, J. Cheng, Y. Wang, J. Yan and J. Wang, „Three-Dimensional VLC Positioning Based on Angle Difference of Arrival With Arbitrary Tilting Angle of Receiver,” *IEEE JOURNAL ON SELECTED AREAS IN COMMUNICATIONS*, vol. 36, no. 1, pp. 8-22, Jan. 2018.
doi: 10.1109/JSAC.2017.2774435
- [164] S. H. Yang, E. M. Jeong and S. K. Han, „Indoor positioning based on received optical power difference by angle of arrival,” *ELECTRONICS LETTERS*, vol. 50, no. 1, pp. 49-51, 2 January 2014.
doi: 10.1049/el.2013.2944
- [165] M. H. Bergen, et al., „Design and Implementation of an Optical Receiver for Angle-of-Arrival-Based Positioning,” *JOURNAL OF LIGHTWAVE TECHNOLOGY*, vol. 35, no. 18, pp. 3877-3885, 15 Sept.15, 2017.
doi: 10.1109/JLT.2017.2723978
- [166] S. Cincotta, A. Neild, C. He and J. Armstrong, „Visible Light Positioning Using an Aperture and a Quadrant Photodiode,” *2017 IEEE Globecom Workshops*, Singapore, 2017, pp. 1-6.
doi: 10.1109/GLOCOMW.2017.8269150
- [167] Y. Li, Z. Ghassemloooy, X. Tang, B. Lin and Y. Zhang, „A VLC Smartphone Camera Based Indoor Positioning System,” *IEEE PHOTONICS TECHNOLOGY LETTERS*, vol. 30, no. 13, pp. 1171-1174, 1 July1, 2018.
doi: 10.1109/LPT.2018.2834930
- [168] B. Zhu, J. Cheng, J. Yan, J. Wang and Y. Wang, „VLC Positioning Using Cameras with Unknown Tilting Angles,” *GLOBECOM 2017 - 2017 IEEE Global Communications Conference*, Singapore, 2017, pp. 1-6.
doi: 10.1109/GLOCOM.2017.8254786
- [169] P. Völgyesi, G. Balogh, A. Nadas, C. Nash, and A. Ledeczki, „Shooter Localization and Weapon Classification with Soldier-Wearable Networked Sensors,” *5th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys)*, June 11–13, 2007, San Juan, Puerto Rico, pp. 113-126.
doi: 10.1145/1247660.1247676
- [170] E. Kovács, „Rotation about an arbitrary axis and reflection through an arbitrary plane,” *ANNALES MATHEMATICAE ET INFORMATICAЕ*, vol. 40 pp. 175–186, 2012