

Válasz Dr. Levendovszky János Professzor úrnak  
az „Új jelút-kompenzációs eljárások” című  
MTA doktori értekezés opponensi véleményére

Nagyon köszönöm Levendovszky János Professzor úrnak az értekezés gondos értékelését, az építő kritikai megjegyzéseit. Köszönöm a támogató nyilatkozatát a nyilvános vitára bocsáthatóság tekintetében. A kérdésekre, megjegyzésekre az alábbiakban válaszolok.

1. Opponensi észrevétel: **A 22. oldalon helytelen a nem-parametrikus jelző használata. Nem azért válik valami nem-parametrikussá, mert sok paramétert kell identifikálni a jelenség leírásához, hanem azért, mert semmilyen a priori modellünk nincs a modellezendő jelenségről.**

Válasz: Köszönöm az észrevételt. A parametrikus ill. nem parametrikus jelzőt tudományterületenként eltérően alkalmazzák. Egyetértek azzal, hogy pl. a statisztika területén Professzor úr által jelzett értelmezés az elterjedt. Az értekezésben én a rendszeridentifikáció területén elterjedt szóhasználati és módszertani konvenciót követtem, ahol az a priori információtól függetlenül szokásos mind az átviteli függvény pontonkénti megadása egy véges frekvenciárácson (nem parametrikus modellként hivatkozva rá), mind egy limitált paraméterszámmal megadott modell illesztése (parametrikus modellként említve, ld. pl. [1]). A modellillesztés ezen a területen a következő fő lépésekre bontható: (i) választás a parametrikus ill. nemparametrikus megközelítés közül; (ii) gerjesztőjel tervezés; (iii) parametrikus esetben struktúra választás (pl. 3/5-ös lineáris rendszer s tartományban); (iv) paraméter optimalizálás.

Parametrikus identifikáció esetében a struktúra választás hagyatkozhat a priori információra (pl. fizikai modell), de ennek hiányában is lehetőségünk van adott bonyolultságú (fokszámú) parametrikus struktúra illesztésére, ha az jól illeszkedik a mért értékekhez. A tökéletes modell struktúra általában előre nem ismert, ez is része az optimalizálási folyamatnak. Ilyenkor több különböző struktúrájú modellre is meghatározzuk az illesztést, és illeszkedési mérőszámok alapján választhatunk a modellek közül.

Előfordulhat az is, hogy rendelkezésünkre áll a priori információ, egy bonyolult modell, ami fizikai törvényszerűségekből következne, de ezt mégsem használjuk, mert egy egyszerűbb, kevesebb szabad paramétert tartalmazó modell praktikus egy közelítő számításhoz. (Ld. pl. dióda karakterisztikájának törtvonalas közelítése az ismert bonyolultabb modell helyett.) Ebben az értelmezésben a parametrikus/nemparametrikus választás, ill. a modellstruktúra választás a rendszeridentifikáció területén összefüggésben van a priori információval, de ahhoz nem szigorúan kötött.

2. Opponensi kérdés/megjegyzés: **A szerző az önálló eredményeit a harmadik fejezetben, a 27. oldalon kezdi el részletezni, új spektrális modell-alapú automatikus paraméterállítási eljárást adva inverz szűrési módszerekhez. Ez, az iniciális beállítás után, a (64) és (65) egyenletek iterálásával nyerhető. Sajnos a szerző a dolgozatban nem mutatja be az iteráció konvergencia- és fixpont analízisét. Nincs részletezve, hogy vajon az iteráció minden lépésében a hiba közelítésére használt (65) kifejezés csökken-, illetve létezik/léteznek-e ennek a kifejezésnek minimumai. A szerző nem részletezi, hogy ez az iteráció „greedy” viselkedést mutat-e, azaz megakadhat-e lokális minimumban, ezzel a feladat nem megfelelő minőségű megoldását adva.**

**Lehet-e ezt az iterációt sztochasztikus kereséssé módosítani, ami egy valószínűséggel garantálja a globális minimum elérését, vagy ennek túl nagy a komplexitása? A jelút kompenzálásra vonatkozóan milyen minőségbeli romlást jelent, ha a feladat során megakadunk a lokális minimumban?**

Válasz: Az iteráció konvergenciáját Tyihonov energiakorlátot figyelembe vevő regularizációja esetére sikerült bizonyítani, ahol megadtuk a végső eredményt is zárt alakban [2]. Más inverzszűrők esetére a bizonyítás további kutatást igényel. Szintén további kutatást igényel az iteráció konvergenciájának részletesebb analízise, úgymint monotonitás, szigorú monotonitás, lokális minimumok esetleges létezése. Mindazonáltal a helyes konvergenciát nagyon sok szimulációs és mérési eredmény, sokféle inverz szűrő alkalmazásával elvégzett vizsgálat alátámasztja.

Az iterációt elvileg sztochasztikus kereséssé is alakíthatjuk, amikor egy véletlenszerűen választott inverz szűrő paramétervektorából származtatjuk a bemenőjel spektrális modelljét, és ez alapján írjuk fel a költségfüggvényt. A költségfüggvény minimumhelye adja meg az új paramétervektort. A kiinduló és az új paramétervektorok távolsága a mérték arra, hogy mennyire vagyunk közel az iteráció szempontjából a végső értéknél. Ha lokális minimumokat is feltételezünk az iteráció során, akkor több potenciális paramétervektor közül azt választjuk, amelyeknek a hibaenergia becslése a minimális. (Ez ugyan csak egy közelítés a valós négyzetes eltérésre, de nincs több információ a kezünkben, ami más következtetést tenne indokolttá.) A sztochasztikus keresés tehát elvileg lehetséges, de több nagyságrenddel növeli a számításigényt. A gyakorlati tapasztalat az, hogy 5-10-20 modelliteráció után a paramétervektor beáll egy állandósult állapotra. Sztochasztikus keresés esetén – különösen, ha többdimenziós a keresés – nagyságrendekkel több kiindulópontból kellene megvizsgálni a hibafelületet.

Lokális minimumban való megragadás következményére univerzálisan sajnos nem állíthatunk semmit, a következmény mértéke (a becslés négyzetes eltérése a valós bemenőjeltől) attól függ, hogy a becsült paramétervektor (ami egy potenciális lokális minimumhely), milyen távolságra van a tényleges optimumtól. Tyihonov féle regularizálás esetén (egy szabad paramétert feltételezve) a 2-es szorzó a regularizáló paraméterben (100%-os hiba) tipikusan alig észrevehető változást okoz a bemenőjel becslésében. Két nagyságrendnyi változtatás azonban már nagy eltérést mutat. (A regularizáló paramétert egy logaritmikus skálán szokás mozgatni.)

3. **Opponensi kérdés/megjegyzés: Nem világos, hogy a (62)-es formulából az utolsó tagot elhagyva és a hibát a (64)-es formulával közelítve, a (64)-es formula rekurzív minimalizálásával milyen minőségű megoldást kapunk a (62)-es formulában rögzített célfüggvényre vonatkozóan. Ez azért fontos kérdés, mert egy függvényt kis hibával approximálva (a (62)-es formulát a (64)-essel), az approximációs hiba kicsiny volta ellenére is a közelítés ((64)-es formula) globális minimuma eltérhet az eredeti (62)-es formula globális minimumától. Az extrémális pont helyének megváltozására az eredeti és közelítő függvények deriváltjainak (többváltozós esetben a gradiensnek) ismeretére is szükség van. Erre vonatkozó vizsgálatot nem tartalmaz a disszertáció.**

Válasz: Valóban eltérhet egymástól a (62) és (64) képletekkel megadott tényleges- és közelítő hibafüggvény minimumhelye, még akkor is, ha maga a közelítés hibája kicsi. Azonban a feladat szempontjából nem a minimumhely a fontos, hanem a kis hiba. Tehát ha a hibafüggvény alakja olyan, ami a minimumhely közelében egy nagyobb felületen lapos, akkor a közelítő hibafüggvény ugyan más optimumot talál, de kb. ugyanolyan hibával rendelkezőt,

mint a tényleges optimum. Ez kielégítő megoldás, az azonos hibával rendelkező becslések a rekonstrukció szempontjából ekvivalensnek tekinthetők.

4. Opponensi kérdés/megjegyzés: **Szintén a korábbi leírásban (a szerző kandidátusi disszertációja) az idevágó közelítés levezetésben a következő szöveg szerepel:**

**„Distribution of  $(\varphi_B(k) - \varphi_V(k))$  remains uniform since the two terms are independent of each other...”**

**Tisztázandó, hogy itt  $\varphi_B(k)$  determinisztikus-e, mert a fenti állítás csak ebben az esetben igaz. Ha a zaj mellett a megfigyelendő jel is sztochasztikus, akkor két független, egyenletes eloszlású valószínűségi változó összege az Irwin-Hall eloszlást követi (lásd a függelékét), amely nem egyenletes, ellentmondván ezzel az idézett állításnak.**

Válasz: A fenti kifejezésben a  $B(k) = X(k)(1 - H(k)K(k))$ , ahol  $X(k)$  a bemenőjel spektruma,  $H(k)$  a rendszer átviteli függvénye,  $K(k)$  az inverz szűrő átviteli függvénye a diszkrét  $k$  frekvencián. Dolgozatomban csak determinisztikus jelek inverz szűrésével foglalkoztam, azon belül is tranzien্স jelekre korlátoztam a levezetéseket. Ennek megfelelően a  $B(k)$  kifejezés minden tagja determinisztikus, így fázisa is determinisztikus.

5. Opponensi kérdés/megjegyzés: **Egy másik kérdés a szerző által javasolt iteráció robusztussága. Abban az esetben, ha csak a megfigyelés áll rendelkezésre, azaz  $y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)x(t - \tau)d\tau + n(t)$  megfigyelése, de ismeretlen jelút  $h(t)$  és mennyire van lehetőség a feladat megoldására, ha a (64)-es formulában az ismeretlen  $H(f)$ -re (a  $h(t)$  Fourier transzformáltjára) szintén egy adott kezdeti modellt helyettesítünk be (ami ismereteink hiányában jelentősen eltérhet a valódi  $H(f)$ -től), majd ennek megfelelően folytatjuk az iterálást.**

Válasz: A szakirodalomban vak dekonvolúciónak (blind deconvolution) nevezett eljárása kívül esett a disszertációm témaválasztásán. Röviden összefoglalom, hogy az általam javasolt spektrális modell-alapú jelrekonstrukciót milyen esetben látom kiterjeszhetőnek erre a feladatra.

A vak dekonvolúciónak több megközelítése ismert. Az egyiknél a súlyfüggvényre (vagy az átviteli függvényre) rendelkezésre áll egy parametrikus modell. (Pl. ismerjük, hogy a súlyfüggvény Gauss görbe alakú, csak a paraméterei ismeretlenek.) Ez esetben az algoritmusom kiterjeszhető a vak dekonvolúciós feladatra is oly módon, hogy az optimalizálandó inverz szűrő paraméterei mellé a súlyfüggvényt leíró paramétereket is hozzávesszük. Ebben az esetben azonban ismét alaposan meg kell vizsgálni a 3. kérdés kapcsán feszegetett potenciális lokális minimum problémáját. Amennyiben az az eddigi tapasztalatokkal ellentétben egy heterogénabb, több lokális minimummal rendelkező hibafelületet eredményez, az optimalizáció bonyolultabb.

A vak dekonvolúció másik szokásos megközelítésében rendelkezésünkre áll ún. prototípus jel, mely nem pont ugyanaz az időfüggvény, mint amit rekonstruálni szeretnénk, de a spektrális tulajdonságai azonosak. Tipikusan képfeldolgozásnál alkalmazzák ezt a módszert, ahol jellegében hasonló kép ugyanolyan frekvenciatartománybeli viselkedést mutat. Az átviteli függvény becslőjét a jelek spektrumának logaritmusai alapján származtatják a prototípus jel felhasználásával (homomorfikus szűrés). Ezt a megközelítést nem látom kombinálhatónak a saját módszeremmel.

Amennyiben a vak dekonvolúciónál semmi megkötésünk nincs az átviteli függvényre, és a rekonstruálandó jelről sem áll rendelkezésre további információ, maga a probléma

alulhatározott. A spektrális tartományban a megfigyelés a rendszer gerjesztésének és az átviteli függvénynek a szorzata, ahol a szorzat ismeretében nem tudjuk megmondani, hogy a szorzat tényezők a szorzatért milyen arányban felelnek.

Az általam vizsgált esetekben pontos átviteli függvény becslésre van szükség. Kérdés, hogy kompenzálja-e az általam javasolt becslő, ha a mérőrendszer átviteli függvényét hibásan becsüljük? A válasz az, hogy ezt a hibát nem, vagy csak limitált mértékben kompenzálja a módszer, azonban ez így van rendjén. Az inverz szűrés a mérési eredménnyel és az a priori információkkal (átviteli függvény, mérési zaj spektrális tulajdonságai, zajszint stb.) konzisztens becslőt kell, hogy eredményezzen. Ha az átviteli függvény becslése hibás, a bemeneti jel becslésének ellentétes irányban kell hibásnak lennie, ellenkező esetben nem konzisztensek a ki- és bemeneti adatok. A frekvenciatartományban regularizáló operátor és kimeneti zaj nélkül felírva a becslést ez az alábbiakban látszik:

$$Y(f) = X(f)H(f), \quad \hat{X}(f) = \frac{Y(f)}{\hat{H}(f)} = \frac{X(f)H(f)}{H(f) + \Delta H_{error}(f)} = X(f) \frac{1}{1 + \frac{\Delta H_{error}(f)}{H(f)}}$$

ahol  $X(f)$  a bemenőjel FFT-je,  $Y(f)$  a kimenet FFT-je,  $H(f)$  az átviteli függvény,  $\Delta H_{error}(f)$  az átviteli függvény becslésében elkövetett hiba,  $\hat{\cdot}$  pedig az adott spektrum becslését jelenti. Regularizáló operátor a bemenőjel becslésében a fenti hibát csillapíthatja, de meg nem szünteti. Ezért nagyon kritikus, hogy az átviteli függvény becslése pontos legyen. Ennek érdekében vizsgáltam meg, hogy az átviteli függvény becslésénél (mely szintén egy dekonvolúciós probléma), bizonytalanság esetén melyik irányba érdemes tévedni. Az alul- vagy a túlregularizált irányba. Bemutattam, hogy az alulregularizált irány a biztonságosabb tévedés.

6. Opponensi kérdés/megjegyzés: Egy másik észrevétel, a disszertációban a megfelelő sztochasztikus viselkedés alapvetéseihez kapcsolódik. A dolgozatban már az önálló eredmények ismertetése előtt (16. oldal, „Inverz szűrés tanulólendszerekkel”) előfordul a neurális háló tanítása. Itt a szerző nem jelzi, hogy véletlenszerűen választott mintákra teljesül-e valamilyen stacionaritási kritérium, illetve hogy tanuláshoz megfelelő mintaszámot hogyan határozza meg (pl. VC dimenzió). Ennek precízebb kifejtése már itt azért is szükséges, mert a dolgozat további részeiben ezek a fogalmak nincsenek a megfelelő módon helyretéve. Például a disszertáció egy mintaregisztrátumbeli célfüggvényről beszél ((61) esetén), de a (62) hibaformula egyszerűsítésénél a variancia fogalmát is felhasználja. Ez az érvelés csak az ergodicitás feltételezése mellett igaz, amire nem tér ki a szerző. Abban az esetben pl. ha a rendszert leíró frekvenciakarakterisztika időben változik, akkor ez nem teljesül, ami kérdéseket vet fel a módszer általános alkalmazásával kapcsolatban. Pl. amikor az egyszerűsített (64)-es összefüggést iterálja, a paramétervektor  $p_m$  („m” az iteráció száma) estén, akkor  $K(f, p_m)$  is változik, ami a kimentre transzformált zaj statisztikai tulajdonságait időben változóvá teszi. Kérdés, hogy ekkor is teljesülnek-e a (62)-ben szereplő harmadik tag elhagyására vonatkozó feltételek?

**Nem kerül kifejtésre, hogy amennyiben tanulóhalmazt használunk a feladat megoldására, akkor a tanulómintákat honnan nyerjük, honnan állnak ezek rendelkezésre.**

Válasz: Dolgozatom a neurális hálózatok témakörét azért nem fejti ki részletesebben, mert a saját tudományos eredményeim parametrikus módszerekre alkalmazhatók, ezekre javasoltam optimalizáló algoritmust. A neurális hálók inverz szűrés szempontjából a nemparametrikus módszerek halmazába esnek. Rövid bemutatásukat az inverz szűrés módszerek szerteágazó

voltának demonstrálására hoztam fel. Tanításuk szisztematikus kontrollálásának szakirodalmában nem merültem el.

A rendszer paramétereinek időfüggő viselkedésével kapcsolatban a következőt tudom válaszolni. A mérőrendszer frekvenciafüggő átviteli hibájának kompenzálása során feltételeztem, hogy a rendszer lineáris és időinvariáns. Amennyiben ez a kikötésem nem teljesülne, valóban érvényét veszítené több megállapítás (pl. újra kellene vizsgálni, hogy a (62)-ben szereplő harmadik tag ilyen körülmények között is elhanyagolható-e).

A zajra vonatkozóan az ergodicitást feltételezem. Erre implicit módon utal az a feltételezésem, hogy egy zajregisztrátum spektrumának abszolút értékére tudunk adni egy kellően jó becslést, mégpedig az adott mintaregisztrátum alapján. Egyetértek azzal, hogy az ergodicitást érdemes lett volna explicit módon is kijelentenem.

7. Oponensi kérdés/megjegyzés: **A 3.5.5 fejezetnél („Az időzítés bizonytalanságának becslése”) az adott konfidenciaszintnek megfelelő bizonytalansági sáv levezetésénél a dolgozat tárgyalása meglehetősen elnagyolt és sajnos ez a disszertáció egyik legvitatottabb része, amely csak a vonatkozó publikáció elolvasásával értelmezhető, de még így is rengeteg nyitott kérdés marad. Itt a disszertáció által is deklaráltan nemstacioner zajról van, amelynek szórását (46. oldal szöveges leírása), mégis empirikus időátlagokkal közelíti a szerző. Ezek után (84)-es formulában már időfüggő szórással foglalkozik (a nemstacioner jelleg miatt), ahol szórás feltételezhetően újra statisztikai átlag és nem időátlag értelemben veendő. Itt zavart okoz az is, hogy az „std” jelölést egyrészt a tapasztalati szórásnégyzetre használja, másrészt az időfüggő statisztikai átlagra, a két fogalom nincs szétválasztva. Ennél a résznél a megfelelő sztochasztikus háttér körülmekintő definiálása hiányzik és emiatt a gondolatmenet – a disszertációban leírtak alapján – nem rekonstruálható precízen. A disszertációban nem hívja fel a figyelmet a szerző arra, hogy amikor a jitter zaj szórását arányosnak veszi a jel deriváltjával (84), akkor ez W. L. Gans „The measurement and deconvolution of time jitter in equivalent-time waveform samplers” (IEEE Trans. Instrum. Meas., Vol. IM 32, pp. 126-1333, Feb. 1983) cikkén alapul. Ugyanakkor a (83)-as formula, ami a független valószínűségi változók szórásnégyzetének összegének az átrendezéséből adódik, nem biztos, hogy igaz marad amikor ezek tapasztalati becslésével helyettesítjük a szórásnégyzeteket. Például a (83)-ban a gyökjel alatt negatív mennyiség is szerepelhet, ha a második empirikus időátlag alapján kapott becslés nagyobb az első tag empirikus időátlag alapján kapott becslésénél, ami véges valószínűséggel előfordulhat. Ezt a szerző zárójeles mondata önkényesen úgy szabályozza, hogy ebben az esetben a jitter zaj szórását nullának besüljük, ami egyáltalán nem biztos, hogy helyes feltevés. A jelölt vonatkozó publikációját is végigolvasva (T. Dabóczy: „Uncertainty of signal reconstruction in the case of jittery and noisy measurements”, IEEE Trans. on Instrumentation and Measurements, vol. 47, No. 5., pp. 1062-1066, 1998) szintén nem világos, hogy a disszertáció (85)-ös formulájának levezetésénél – amikor a szórást az inverz szűrő kimenetére transzformálja – akkor a levezetés során egy nemstacioner sztochasztikus folyamatra, hogy alkalmazza a jelölt a lineáris időinvariáns transzformációt. (a fenti publikáció (11)-es képlete).**

Válasz: Köszönöm az észrevételt a fogalmak pontosítására vonatkozóan. A (83) egyenletben szereplő minden tag *std* rövidítéssel a megfigyelt jel sokaság szerinti statisztikai tulajdonságaira utal, idő szerinti átlagot nem használok. Ezt a szövegben az egyenlet előtt egyértelműen definiálom. A (84)-es és (85)-ös egyenletek szintén a sokaság szerinti átlag származtatásai az előzőekből.

A jitter zaj szórásának a jel deriváltjától való függését valóban W. Gans fent említett korai cikke alapozza meg. Én a disszertáció 46. oldalán nem erre, hanem egy későbbi műre

hivatkozom (disszertációban [69] tétel), mely ugyanezt a megállapítást tartalmazza. Egyetértek vele, hogy jobb lett volna a legkorábbi művet idézni, mely foglalkozik ezzel a témával.

A (83)-as egyenletet illetően egyetértek abban, hogy a független valószínűségi változók szórásnégyzete összegének átrendezéséből a (83)-as egyenlet nem feltétlenül maradna igaz, ha ez a jelek varianciáját (vagy szórását) jelölné. Az én jelölésrendszeremben azonban ezek a szórásra adott becslők. Megítélésem szerint a becslőkre már helytálló az általam közölt javaslat. Tekintettel arra, hogy ezek becslők, ahol a szórás becslőknek maguknak is adott varianciájuk van, kezelni kell azt az esetet is, amikor a (83)-ban a gyökjel alatt negatív érték adódik a becslő varianciájából. Ezért alkalmaztam itt azt a heurisztikát, hogy ilyenkor a gyökjel alatti részt nullával minorálok.

A (85)-ös képletet illetően a kérdésben hivatkozott folyóiratcikkemben levezettem, hogy a nemstacioner zajt egy lineáris szűrőn átvezetve hogyan alakul a variancia. A gondolatmenetet itt megismétlem:

$$n_{j,invfilt}(i) = \sum_{l=0}^{N-1} k(l)n_j(i-l)$$

ahol  $n_{j,invfilt}(i)$  a jitter zaj átvezetve az inverz szűrőn. A fenti konvolúciós összefüggés csak a rendszerre teszi azt a kikötést, hogy annak lineárisnak és időinvariánsnak kell lennie. A bemenőjelre nincs kikötés. A zaj, amit a rendszeren keresztülvetünk, ennek megfelelően lehet nemstacionárius is. A szűrő kimenete a zajminták lineáris kombinációja. Ezek után azt vizsgálom, hogy hogyan alakul a variancia valószínűségi változók lineáris kombinációja esetén. Amennyiben két valószínűségi változó ( $\xi$  és  $\eta$ ) független, összegük varianciája a következőképpen adódik:

$$var\{\xi + \eta\} = var\{\xi\} + var\{\eta\}.$$

Valószínűségi változók transzformáltjaira igaz a következő:

$$var\{a\eta + b\} = a^2 var\{\eta\} \quad E\{a\eta + b\} = aE\{\eta\} + b$$

Alkalmazva ezt a konvolúcióra:

$$\begin{aligned} var\{n_{j,invfilt}(i)\} &= var\left\{\sum_{l=0}^{N-1} k(l)n_j(i-l)\right\} = \sum_{l=0}^{N-1} var\{k(l)n_j(i-l)\} \\ &= \sum_{l=0}^{N-1} k^2(l)var\{n_j(i-l)\} = k^2(i) * var\{n_j(i)\} \end{aligned}$$

ahol  $*$  a konvolúciót jelöli. A fenti levezetésben tehát nem stacionárius zajt feltételeztem, további feltételezésem, hogy a jitter zaj mintái egymástól függetlenek. Ez utóbbi egyben a következtetés pontosságának is a feltétele. Ismereteim szerint a jittert létrehozó fizikai folyamatokat ez a feltételezés jól modellezi.

8. Opponensi kérdés/megjegyzés: **A 4.4.1-es pontban „Jitter hatásának levezetése szinuszillesztés esetén” (72. oldal), nem teljesen világos, hogy a (113)-as és (114)-es képletekben a szerző miért veszi külön-külön a várhatóértékét a számlálónak és a nevezőnek (lehet, hogy jogos, de ennek részletezése nem ártana). Egyúttal nem kerül kifejtésre, hogy az így adódó megoldás miért jobb az illesztett szűrőnél. Nem kerül alátámasztásra, hogy a levezetéshez szükséges jitter eloszlására**

**vonatkozó információ vajon mindig adott-e a feladathoz, illetve ha nem, akkor erről hogyan nyerhető információ.**

Válasz: A (113) ill. (114) képletekben a hányados várható értékében a nevező determinisztikus, tehát a várható érték a következőképpen alakul:

$$E\left(\frac{A}{B}\right) = \frac{E(A)}{B}$$

Köszönöm az észrevételt, valóban felesleges a (113) nevezőjében a várható érték, ez elírás. A (114)-es képletet ez már nem érinti, az ennek megfelelően érvényes marad.

A jitter eloszlására valóban nincs mindig információnk. A következtetésem akkor alkalmazható, ha ez az információ rendelkezésünkre áll.

A jitter egyik lehetséges mérési módszere egy digitális kód periodikus ismétlése révén egy szemdiagram kirajzolása. A szemdiagramból egy „korrelált szem”-et mint átlagolt referencia jelet készítenek. Ehhez viszonyított eltérésből származtathatók az egyes regisztrátum mintáiból a statisztikai tulajdonságok [3].

9. Opponensi kérdés/megjegyzés: **Az 5.1-es fejezetnél („Mérőrendszer átviteli hibáinak kompenzálása: statikus nemlinearitások”) a 80. oldalon a (129)-es formulánál nincs kifejtve, hogy a derivált helyett a jelzett regularizált erősítés bevezetése milyen függvényosztályba eső  $N(x)$  nemlinearitásoknál ad megfelelő értéket, erről a disszertáció csak numerikus eredmények szintjén ad tájékoztatást.**

Válasz: A (129)-es képlet esetén a nemlinearitásról elég annyit feltételeznünk, hogy statikus transzfer karakterisztikával megadható a ki-bemenet összefüggés, statikus transzfer karakterisztikája folytonos, és kis környezetben elég sima ahhoz, hogy véges differencia számítás jól közelítse a deriváltat.

10. Opponensi kérdés/megjegyzés: **Sajnos a teljes 5. fejezetről elmondható, hogy erősen leíró jellegű, kevés erőfeszítés történt a problémák egzakt tárgyalásának a bemutatására. Ugyanakkor a fejezet felépítése is többejtet, pl. az 5.3. fejezet („közvetve mérhető mennyiségek becslése”) általános problémaleírása után rögtön egy alkalmazás kontextusába helyezi a szerző a problémát (5.3.1. „Rögzített paraméterekkel nem modellezhető torzulás figyelembevétele orientációbecslésnél”), ami kevésbé okozna csalódást, ha ez az egész fejezet címe lenne, mert így nem hiányolná az olvasó az általános probléma átfogó tárgyalását. Hasonló a szenzor nélküli mérés technika téma tárgyalása, ahol rögtön az „Állandó mágnesű szinkronmotor paraméterbecslése” kerül részletezésre.**

Válasz: Az 5. fejezet nem a téziseket támasztja alá, hanem azt mutatja be, hogy a témakör milyen sokrétű helyen alkalmazható. Ez tartalmazza azokat a témaköröket, amiket irányításommal, de kollégáimmal vagy PhD hallgatóimmal közösen kutattunk. A disszertáció írása során igyekeztem nagyon pontosan elhatárolni, hogy mik azok a tudományos eredmények, amiket egyértelműen saját eredményként közlök, és mik azok, ahol ugyan lényegi a hozzájárulásom, de csapatmunka eredménye a végső következtetés. Az 5. fejezet ez utóbbiak gyűjteménye. Ezen fejezetben megfogalmaztam saját hozzájárulást ott, ahol ez egyértelműen szeparálható volt, de tézisként nem jelenttem ki, hogy a téziseknél teljesen egyértelmű maradjon az önálló munka ténye. Ez a fejezet ennek megfelelően nem a téziseket támasztja alá, hanem a tézisként nem kijelentett olyan eredményeket, ahol érdemi a hozzájárulásom. A disszertáció 100 oldalas maximális terjedelmének hatékony kihasználása miatt ezen fejezetnél választottam azt, hogy a levezetések fontosabb lépéseit adom csak meg. Az 5.3 fejezet

szintén emiatt nem fejtette ki részleteiben a témát, hanem egy konkrét alkalmazáson keresztül szemlélteti az alkalmazhatóságot.

Hivatkozások:

- [1] Rik Pintelon, Johan Schoukens, „System Identification: A Frequency Domain Approach,” John Wiley & Sons, 2004.
- [2] Tamás B Bakó, Tamás Dabóczy, „Improved-Speed Parameter Tuning of Deconvolution Algorithm,” IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT 65:(7) pp. 1568-1576. (2016)
- [3] Mike Tranchemontagne, „Jitter Basics, Advanced, and Noise Analysis,” Tektronix, 2016.  
Letölthető: [https://www.ieee.li/pdf/viewgraphs/jitter\\_basics\\_advanced.pdf](https://www.ieee.li/pdf/viewgraphs/jitter_basics_advanced.pdf)

Budapest, 2018. 12. 03.



Dabóczy Tamás