



Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem
Híradástechnikai Tanszék

Visszacsatolt neurális hálózatokon alapuló többfelhasználós vevők

Jeney Gábor

a doktori disszertáció téziseinek összefoglalója

Tudományos konzulens:

Dr. Pap László

2004, Budapest

© 2004, Minden jog fenntartva

A dokumentum formázásához a \LaTeX 2 ϵ tördelőprogramot használtam,
Adobe \R Times betűkészlettel

1. Bevezetés

Korunk távközlési rendszerei soha nem látott ütemben fejlődtek az elmúlt néhány évben. A fejlesztések mögött több különböző okot is felfedezhetünk a felhasználói elégedettségtől kezdve a gazdasági értelemben vett versenyen át a rádiós erőforrások hatékony kihasználásáig. Mint mérnök, ez utóbbi vizsgálatára összpontosítottam. Dolgozatomban olyan módszereket mutatok be, melyek a rendelkezésre álló frekvenciasávok hatékonyabb kihasználását teszik lehetővé olcsón megvalósítható, algoritmikus komplexitásért cserébe.

Talán közhelynek számít, hogy a rádiós erőforrások végesek és drágák: a mobil szolgáltatók milliókat fizetnek egy-egy frekvenciasávért. Ezért a rendelkezésre álló forrásokat a lehető legügyesebb módon ki kell aknázni. A nagyobb hatékonyság érdekében összetettebb eszközöket használunk, azaz algoritmikus bonyolultságra cseréljük a sáv szélességigényt. Az összetettebb eszközökkel nagyobb bruttó adatforgalmat tudunk bonyolítani ugyanazon a csatornán. Példa lehet a műholdas műsorszórás, ahol eredetileg 7 MHz-es sáv szélességen egyetlen analóg csatorna szórását végezték, ma viszont több digitális csatorna is elfér ugyanabban a sávban. Az algoritmikus komplexitást ebben az esetben a videokóder és -dekóder jelenti, amely nélkül az adás nem sugározható, illetve vehető.

A mobil szolgáltatók esetében egy csatornán több felhasználó osztozik, azaz ugyanabban a sávban és időben egyszerre többen is forgalmaznak, legyen szó bármilyen cellás rendszerről. Az osztozkodás következménye az interferencia (zavaróhatás), amely nagy mértékben képes lerontani a vevőberendezések teljesítményét. Az irodalomban a zavaró jelek hatásának csak a 80-as évek elején szenteltek figyelmet, amikor az interferencia korlátozott rendszerek (mint pl. a kódosztásos többszörös hozzáférés, CDMA) alkalmazása aktuálissá vált. A zavaró hatás kiküszöbölésére Verdú a többfelhasználós vevők alkalmazását javasolta [1], ahol a vevőberendezés másképp működik, mint elődjei, figyelembe véve a többi felhasználó zavaró hatását. Ez algoritmikusan ugyan bonyolítja a vevőt, cserébe viszont jóval több felhasználó tud osztozni ugyanazon a csatornán. Így a spektrális hatékonyság (egységnyi sáv szélességen és egységnyi idő alatt átvitt információ mennyisége) nő. A cél tehát a többfelhasználós vevők esetében sem különbözik; algoritmikus bonyolultságot adunk a nagyobb hatékonyságért cserébe.

Természetesen nem érdektelen, hogy mennyire bonyolult az eljárás. Hiába tökéletes az optimális vevő, ha valós időben megvalósíthatatlan. Mindig szem előtt kell tartani az implementálhatóságot, azaz a mérnököknek olyan berendezést kell tervezni, ami a valós idejű alkalmazhatóságot lehetővé teszi. Mivel az eljárás által nyújtott teljesítmény és a komplexitás egyenesen arányosak egymással, a mérnök feladata a kompromisszumkeresés. A lehető legegyszerűbb, mégis jó teljesítményt nyújtó eljárást kell megkeresnie. A dolgozatomban bemutatott módszer eleget tesz mindkét kritériumnak.

2. Vizsgálati módszerek

A kutatások középpontjában a megfelelő minőséget biztosító többfelhasználós vételi eljárások álltak [1]. Mivel az optimális megoldás zárt alakban felírható, de exponenciálisan bonyolult ($\sim O(|\mathcal{A}|^M)$, ahol M a feladat méretét jelöli, $|\mathcal{A}|$ a konstellációs halmaz mérete), a szuboptimális, polinomiális komplexitású ($\sim O(M^n)$, ahol n véges nagy szám) többfelhasználós vevők iránt nagy az érdeklődés. A legkorábbról származó lineáris megoldások komplexitása tipikusan $\sim O(M^3)$, mivel egy mátrix inverzét kell kiszámolni (és azzal szorozni kell, ami önmagában $\sim O(M^3)$ -ös komplexitású). Sok egyéb, nem lineáris architektúrát javasoltak már többfelhasználós vevőnek [1]. Mivel a témakör irodalma nagyon gazdag, az új struktúrák felfedezése nehéz dolog. Dolgozatomban egy olyan szuboptimális megoldást javasolok (a sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózatot), amely eddig még nem szerepelt írásos tudományos forrásokban, komplexitása pedig mindössze $\sim O(M^2 \log(M))$ -mel arányos.

A területhez kapcsolódó tudományos publikációk többsége a rádiós rendszer matematikai kommunikációs modelljével kezdi a vizsgálatokat, amely kellően bonyolult leíráshoz vezet. Így az analitikus vizsgálat az esetek többségében lehetlenné válik. Disszertációmban megmutatom, hogy lineáris moduláció alkalmazása esetén a matematikai modell lineáris alakra hozható – függetlenül a csatornán tapasztalható jelterjedési modelltől, a többszörös hozzáférési eljárástól és a vevőben alkalmazott szűrőtől – így vektoros–mátrixos alakban adott. A lineáris modell lehetővé teszi az algoritmusok egyszerű leírását és összehasonlítható alkalmazását a szimulációkban.

Amikor több, jellegében eltérő eljárást vetünk össze számszerűen mérhető módon, szükségessé válik valamilyen matematikailag kezelhető és számítható mérték meghatározása. Bár történtek kísérletek bizonyos mérőszámok bevezetésére, melyekkel a vevőalgoritmusok közvetve összehasonlíthatóak, a számíthatóságuk legtöbbször csak bizonyos architektúrákra (például lineáris vételi eljárásokra) értelmezhető. A nem lineáris architektúrákra gyakorlatilag nincs egyszerű és általános matematikai módszer, teljesítményük legtöbbször csak szimulációs módszerekkel hasonlítható össze.

A disszertációban részletezett bizonyítás egyetlen – a MUD területen alkalmazott – módszerre sem hasonlít, viszont támaszkodik a Boltzmann gépek elméletére [2]. Matematikailag belátható, hogy a visszacsatolt neurális hálózatokhoz rendelhető egy kvadratikusan energiafüggvény, amelynek értékét a neurális hálózat minden egyes iterációban csökkenti [3], így a hálózat az energiafüggvényt (lokálisan) minimalizálja [3]. A sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózatban egy zajforrással biztosítjuk, hogy a hálózat ne maradjon a hálózathoz rendelhető energiafüggvény lokális optimumában. A zaj szórását az iterációk múltával folyamatosan csökkenteni kell. A sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózat előnye a

Boltzmann géphez képest, hogy öröklí a visszacsatolt neurális hálózatok kellemes tulajdonságait. Így aszimptotikusan képes megkeresni a hálózatához tartozó energiafüggvény globális optimumát. A többfelhasználós vevők optimális detektora is egy kvadratikus alak szélsőértékét szolgáltatja, így a sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózat ideális szuboptimális többfelhasználós vevőnek.

Az adaptivitás biztosítása (a vevőberendezés legyen képes alkalmazkodni a változó körülményekhez), illetve a vak eljárások kidolgozása (előzetes ismeretek nélkül tudjon dolgozni a vevő) szintén fontos feltételei a vevőberendezések alkalmazhatóságának. A dolgozatomban e két témakörrel is foglalkozom. Az általam javasolt algoritmusok Kohonen lineáris vektor kvantáló (LVQ) és önszerveződő térkép (SOM) eljárásain alapulnak. Mivel az említett eljárások vektorok közelítését szolgálják, és esetünkben egy mátrixot kell közelíteni, módosításokra volt szükség, hogy alkalmazhatóvá váljanak. Az eljárásra név szerint hivatkoztak korábbi művekben [4] azonban a módosított eljárás leírását nem találtam, amit szintén részletezek dolgozatomban.

3. Új tudományos eredmények

A tudományos eredmények mindegyike a többfelhasználós vevők és a visszacsatolt neurális hálózatok témaköréhez kapcsolódik, így a téziscsoportok kialakítása a témakörök feldarabolásával történt. Összesen 10 tézist fogalmaztam meg 4 téziscsoportban.

1. téziscsoport. *A diszkrét sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózatok viselkedése. (A disszertációban lásd a 3.2. fejezetet.)*

1.1. tézis. *Megmutattam, hogy komplex logisztikus zajeloszlás*

$$F(z, \gamma) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma \operatorname{Re}\{z\}} + e^{-\gamma \operatorname{Im}\{z\}} + e^{-\gamma(\operatorname{Re}\{z\} + \operatorname{Im}\{z\})}}$$

esetén, ha a neuronok kimenete a QPSK halmazból

$$\mathcal{A} = \frac{1}{\sqrt{2}}\{\pm 1 \pm j\}$$

vehet fel értékeket, a sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózat a hálózatához rendelhető energiafüggvény globális szélsőértékéhez rendelt állapotban tartózkodik a legnagyobb valószínűséggel. [8] (A disszertációban lásd a 3.10. tételt.)

A bináris esetet Levendovszky János bizonyította akadémiai doktori disszertációjában. A QPSK eset nehezebb, mint a bináris, mivel a komplex térben bonyolultabbak a számítások. Dolgozatomban bizonyítottam, hogy a komplex térben is teljesül a korábban említett tétel, azaz a globális optimumnak a legnagyobb a valószínűsége, ha az alkalmazott konstelláció QPSK.

1.2. tézis. *Bebizonyítottam, hogy ha komplex logisztikus eloszlás szerint sorsoljuk a zaj értékét, a QPSK értékészletű sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózat aszimptotikusan egy valószínűséggel globálisan optimalizálja a hálózathoz rendelt kvadratikus energiafüggvényt. Hasonlóképp bebizonyítottam, hogy ha valószínű eloszlás szerint sorsoljuk a zaj értékét*

$$F(x, \gamma) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma x}},$$

a bináris ($\mathcal{A} = \{\pm 1\}$) sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózat aszimptotikusan egy valószínűséggel globálisan optimalizálja a hálózathoz rendelt kvadratikus energiafüggvényt. [8] (A disszertációban lásd a 3.11. tételt.)

Az előbbi tétel következményeként a globális megoldást egy valószínűséggel meg lehet találni, ha a zaj szórását aszimptotikusan nullára csökkentjük (a csökkentés módjától függetlenül). Disszertációmban a bináris és QPSK esetben is bizonyítottam, hogy aszimptotikusan egy valószínűséggel elérhető a globális optimum, függetlenül a zaj szórásának változásától.

1.3. tézis. *A sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózatokat markovi módon is modellezhetjük, ha a neuronok kimenetei alapján definiáljuk a lánc állapotait. A Markov-lánchoz rendelhető állapotátmeneti valószínűségeket tartalmazó \mathbf{P} mátrixra adtam egy feltételt, amellyel az egyes állapotok stacioner valószínűségei összehasonlíthatóak:*

$$\frac{\pi_A}{\pi_B} = \frac{P_{BB} + \mathbf{p}_{B*}^\top (\mathbf{I} - \mathbf{P}_*)^{-1} \mathbf{p}_{*B} - 1}{P_{AA} + \mathbf{p}_{A*}^\top (\mathbf{I} - \mathbf{P}_*)^{-1} \mathbf{p}_{*A} - 1},$$

ahol A és B egy-egy állapot, P_{ij} a j -ből i állapotba ugrás valószínűsége, $$ a többi állapotra utal. Az i -edik állapot stacioner valószínűségét π_i jelöli. (A disszertációban lásd a 3.7. tételt.)*

A markovi leíráshoz markovi tulajdonsággal kell rendelkeznie a folyamatnak, illetve aperiodikus és irreducibilis kell legyen a neurális hálózat. Mindhárom tulajdonság egyszerűen belátható. A tézis pusztán az állapotátmeneti valószínűségeket tartalmazó mátrix ismeretében kiszámítható feltételt fogalmaz meg az A és B állapotok valószínűségeinek viszonyára, azaz a stacioner állapotvalószínűségek összehasonlításához nem szükséges megoldani a bonyolult $\mathbf{p} = \mathbf{P} \mathbf{p}$ egyenletet. A feltételben szereplő invertált mátrixnak ráadásul a Markov elmélet eredményei alapján csupa pozitív elemet kell tartalmaznia: $[(\mathbf{I} - \mathbf{P}_*)^{-1}]_{ij}$ azt mondja meg, hogy átlagosan hány lépésben érhető el a j állapot az i állapotból, ha mind az A , mind a B állapotot meglátogatjuk menet közben.

2. téziscsoport. *Többfelhasználós vétel megvalósítása visszacsatolt neurális hálózattal. (A disszertációban lásd a 4.5. fejezetet.)*

2.1. tézis. *Bebizonyítottam [6, 12, 14], hogy létezik megfeleltetés a kommunikációs rendszermodell ($\mathbf{y} = \mathbf{R}\mathbf{d} + \mathbf{n}$) paramétereit és a visszacsatolt neurális hálózatok paramétereit között. Az általános vevőszűrő alkalmazása esetén az alábbi lineáris transzformációval kaphatjuk a szükséges paramétereket:*

$$\begin{aligned}\mathbf{W} &= \mathbf{R}^H \mathbf{C}^{-1} \mathbf{R} \\ \mathbf{u} &= \mathbf{R}^H \mathbf{C}^{-1} \mathbf{y},\end{aligned}$$

ahol \mathbf{R} a diszkrét idejű csatornamátrix, \mathbf{C} pedig a zaj kovariancia-mátrixa. A csatornához illesztett szűrő alkalmazásával az \mathbf{R} mátrix hermitikus mátrix, a zaj kovariancia-mátrixa egyenlő \mathbf{R} -rel, így a paraméterek egyszerűbben:

$$\begin{aligned}\mathbf{W} &= \mathbf{R} \\ \mathbf{u} &= \mathbf{y}.\end{aligned}$$

(A disszertációban lásd a (4.39)–(4.41) egyenleteket és a kapcsolódó magyarázatokat.)

Az optimális vevő működését leíró kvadratikus optimalizációs feladat a rendszermodell paramétereivel felírható. Másrészt a neurális hálózatok energiafüggvénye szintén kvadratikus alakban adott (persze a neurális hálózat paramétereivel) és ismert, hogy a neurális hálózat minden iterációs lépésben az energiafüggvény egy szélsőértékéhez konvergál. A két rendszer között úgy teremtünk kapcsolatot, hogy az energiafüggvényben a fenti megfeleltetésekkel megjelenik az optimális vevő kvadratikus alakja. Így a neurális hálózat az optimális vevő optimalizációs feladatát végzi, persze nem mindig sikerrel: a neurális hálózat lokálisan keres optimumot, ami nem szükségszerűen globális. Az optimális vevőnek viszont globálisan kell szélsőértéket találnia, így az eljárás szuboptimálisnak tekinthető.

Mivel a visszacsatolt neurális hálózatokban csak hermitikus \mathbf{W} mátrix esetén érvényesek a stabilitásra és a szélsőértékkeresésre vonatkozó tételek, feltétlenül szükséges, hogy a \mathbf{W} mátrix hermitikussága biztosított legyen. Mindkét fent említett esetben a mátrix hermitikus. A tézissel sikerült általános esetben (amikor nincs csatornához illesztett szűrő a vevőben) is alkalmazhatóvá tenni a visszacsatolt neurális hálózatot a többfelhasználós vétel problémájára.

2.2. tézis. *Dolgozatomban megmutattam, hogy a soros frissítésű többszintű (vagy más néven soros interferencia törlő) vevő ugyanazt a megoldást takarja, mint a sorosan frissített visszacsatolt neurális hálózaton alapuló vevő, ha a többszintű (vagy interferencia törlő) vevő szintjeinek száma elegendően magas. Az állítást analóg módon kiterjesztettem a párhuzamosan frissített algoritmusokra is [6, 14]. (A disszertációban lásd a 4.1. tételt.)*

Az állítás korábban nem szerepelt tudományos közleményben. A különböző rendszermodellek alkalmazása miatt a cikkeket összehasonlítva nem triviális az állítás tartalma: a többszintű vevőkkel foglalkozó irodalom és a visszacsatolt neurális hálózatokkal megvalósított többfelhasználós vevőkkel foglalkozó cikkek eltérő modelljei miatt első ránézésre nem látható az azonosság. A dolgozatban bemutatott általános rendszermodellnek köszönhetően, a matematikai egyenletek szintjén fény derül az azonosságra.

A többszintű vevő és az interferencia törlő vevőben döntési szintekről beszélünk, a neurális hálózatokban ez az iteráció fogalmával hasonlatos. Míg a visszacsatolt neurális hálózatok esetében automatikusan határozódik meg az iterációk száma (addig iterál, amíg a hálózat „be nem áll”), addig a többszintű vevőben a szintek száma egy előre rögzített érték. Ha a szintek száma nem kisebb, mint a neurális hálózat által futtatott iterációk száma, akkor a két eljárás teljesen ekvivalens egymással. Ellenkező esetben azonban a két eljárás más kimenettel is szolgálhat.

2.3. tézis. *Megmutattam, hogyan alkalmazhatóak a sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózatok a többfelhasználós vétel problémájára, ha a rendszermodell $y = \mathbf{R}d + n$ alakban adott [13, 6, 12, 14]. (A disszertációban lásd a 4.5.1. fejezetet.)*

A visszacsatolt neurális hálózatokat már korábban alkalmazták többfelhasználós vevőként, a dolgozatban javasolt struktúra viszont jobb teljesítményt nyújt számítási komplexitásért cserébe. Szimulációs eszközökkel megmutattam, hogy az eredeti struktúrán egy apró módosítással (a zajforrás megjelenése a neuronok iterációs egyenletében) jelentősen javítható a vételi teljesítmény. A szimulációs eredmények egyértelműen bizonyítják, hogy az iterációk számának minimális növekedésével is jelentősen jobb hatásfokot (kevesebb hibásan becsült szimbólumot) érhetünk el.

3. téziscsoport. *A visszacsatolt neurális hálózatokon alapuló többfelhasználós vevők számítási komplexitásának további csökkentése. (A disszertációban lásd a 3.3., illetve a 3.4. fejezeteket, amelyek előkészítik a vizsgálatokat, illetve a 4.5.3. és 4.5.4. fejezeteket, ahol a lényegi pontok leírása található.)*

3.1. tézis. *Javaslatot adtam a hiszterézis döntőfüggvény alkalmazására az iterációs egyenletben. A hiszterézis paraméterével egy képletet vezettem le, mellyel az optimális megoldás megtalálásának valószínűségére számítható alsó korlát [7]. (A disszertációban lásd a 3.3.2. fejezetet és a kapcsolódó 3.13. tételt, továbbá a 4.5.3. fejezetet.)*

Korábbi eredmények alapján [5] megmutattam, hogy a hiszterézises döntőfüggvény alkalmazásának analitikusan milyen hatásai vannak a hálózatra nézve. Levezettem, hogyan számítható ki az optimális megoldás megtalálásának valószínűsége, a rendszermodellben szereplő zaj végtelen természetét figyelembe véve.

Mivel jó esetben nagyobb zajérték esetén is előfordulhat, hogy az iterációk során az optimális megoldást találjuk meg, a kiszámított valószínűség alsó korlátként értelmezhető. Szimulációs eredmények alapján a hiszterézis alkalmazásával átlagosan kevesebb iterációra van szükség. Magyarozatként elmondható, hogy a hiszterézises döntőfüggvény kis bemenetek esetében állapotváltást nem tesz lehetővé, így azok ritkábban következnek be. Az iterációk számának csökkenése a számítási komplexitás csökkenését jelenti.

3.2. tézis. *Javaslatot tettem egy egyszerűsített neurális hálózatra, amely a kisebb mérete mellett a nem börsztös (folytonos) rendszerekben történő alkalmazhatóságot is lehetővé teszi [18]. (A disszertációban lásd a 3.4., illetve 4.5.4. fejezeteket.)*

A visszacsatolt neurális hálózatok számítási komplexitása $\sim O(M^2 \log(M))$. Ha a neurális hálózatot feldaraboljuk k darab n méretű, egymástól független darabra úgy, hogy $M = kn$, akkor a számítási komplexitás mindössze $\sim O(k \cdot n^2 \log(n))$ lesz, ami durván az eredeti számítási komplexitás k -ad része. Ha k nagy, a módszer akár jelentős megtakarítást is eredményezhet. A dolgozatban módszert mutatok arra, hogy ez az egyszerűsítés miként végezhető el, ha többfelhasználós vevőként használjuk a neurális hálózatot.

Az egyszerűsített struktúra kevesebb neuronból áll, így kevesebb számítást igényel. Ráadásul a kisebb méret következményeként kevesebb iterációra van szükség. A módosítás nem csak a neurális hálózat méretét csökkenti jelentősen, hanem a hálózat működéséhez szükséges paraméterek számíthatósága is egyszerűbbé válik, amint az a szimulációs fejezetben szerepel. További előnye az algoritmusnak, hogy nem börsztös (folytonos) rendszerekben is alkalmazható.

4. téziscsoport. *A visszacsatolt neurális hálózat alapú többfelhasználós vevők súlyozó paramétereinek becslése – adaptív, illetve vak vétel visszacsatolt neurális hálózattal. (A disszertációban lásd a 4.6. fejezetet.)*

4.1. tézis. *Megmutattam, hogyan lehet a lineáris vektor kvantáló (LVQ) módszerrel tanító sorozatok segítségével becsülni a diszkrét csatornamátrixot, és ezáltal a visszacsatolt neurális hálózat paramétereit. [7, 15, 16] (A disszertációban lásd a 4.6.2.2. fejezetet és a kapcsolódó 4.3. tételt.)*

A korábban már javasolt [4], azonban matematikailag sehol sem tárgyalt módszereket alkalmaztam arra a célra, hogy a neurális hálózat paramétereiként tekinthető, a hálózatban alkalmazott súlyozásokat tartalmazó mátrixot becsülni lehessen. A hálózat működéséhez továbbra sem szükségzerű illesztett szűrőt alkalmazni, ám használatával a paraméterek közvetlenül adóttak a csatornamátrix elemeiből. A többszörösen visszacsatolt, nemlinearitásokkal teli hálózatban analitikus hibaanalízist nem végeztem, hanem szimulációs eredményeken keresztül hasonlítottam

össze az adaptív és a koherens megoldásokat (koherensnek nevezem az ismert csatornájú esetet). Ahogyan a szimulációs eredmények bizonyítják, a vak adaptív megoldás (lásd a következő pontot) is minimális jel-zaj viszony többlet mellett ugyanazt a teljesítményt tudja nyújtani.

4.2. tézis. *Levezettem, hogy a módosított önszerveződő térképpel (SOM) hogyan lehet vakon becsülni a diszkrét csatornamátrix elemeit, és ezáltal a visszacsatolt neurális hálózat paramétereit. [7, 15, 16] (A disszertációban lásd a 4.6.2.1. fejezetet és a kapcsolódó 4.2. tételt.)*

Az előző eljárához hasonlóan, a vak esetre a SOM algoritmust alkalmaztam, illetve megmutattam matematikailag az alkalmazhatóságát. Teljesítőképeségét szintén szimulációs eszköztárral vizsgáltam és kimagaslóan jó eredményeket kaptam.

4. Az eredmények lehetséges alkalmazásai

A többfelhasználós vevők minden olyan rendszerben alkalmazhatóak, ahol az interferencia problémát jelent és annak hatását csökkenteni kell (még a GSM-ben is). Azokban a rendszerekben, ahol az interferencia jelenti a legfontosabb kapacitásbeli korlátozó tényezőt (például kódosztásos többszörös hozzáférés, vagy ortogonális frekvenciaosztásos multiplexálás védő idősávok nélkül) használatuk egyenesen szükségzerű. Mivel a harmadik és negyedik generációs mobil rendszerek ez utóbbi kategóriába tartoznak, a javasolt többfelhasználós vételi eljárás potenciálisan alkalmazható lehet minden 3G, vagy 4G mobil vevőberendezéseket gyártó cég számára.

A visszacsatolt neurális hálózatokkal kapcsolatban megfogalmazott általános állítások pedig bármilyen kvadratikus optimalizációs feladat esetén használhatóak. Így a sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózatokat használhatjuk akár az utazóügynök probléma, vagy az N -királynő probléma megoldására is. Jelenleg folyamatban van egy kutatás a Híradástechnikai Tanszéken, ahol az aktív zajcsökkentés problémájára alkalmazzák akusztikus kollégáim az eljárást.

5. Kitekintés, jövőbeli kutatási feladatok

A sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózatokhoz kapcsolódó általános tételek (1.1. és 1.2. tézisek) a bináris (BPSK) és QPSK (vagy 4-QAM) esetre vonatkozóan bizonyítottam a dolgozatban. Magasabb szintű konstellációk esetén (8-QAM, 16-QAM, stb.) vélhetően nem bizonyítható az állítások tartalma a disszertációban

alkalmazott gondolatmenettel. Ettől függetlenül, létezhet más megoldás, mellyel általános konstellációra igazolhatóak a fenti tulajdonságok.

A sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózatok kapcsán bebizonyítottam, hogy a zaj szórását tetszőleges függvény szerint csökkentve aszimptotikusan egy valószínűséggel megtalálható a globális optimum. Ugyanakkor gyakorlati alkalmazás esetén nincs lehetőség végtelen ideig iteráltatni a hálózatot. A felhasználó kompromisszumra kényszerül: olyan függvényt kell alkalmaznia a zaj szórásának csökkentésére, amely a lehető legkisebb teljesítőképességbeli veszteséggel és a lehető leggyorsabban szolgáltat becslést. Még nincs analitikus eredmény a függvényre vonatkozóan, a sztochasztikus visszacsatolt neurális hálózat gyakorlati alkalmazhatóságához azonban ez szükséges. A dolgozatban alkalmazott lineáris függvény nyilvánvalóan nem optimális.

A zaj szórását leíró függvénnyel összefüggésben kérdéses továbbá, hogy milyen eloszlású zajt érdemes alkalmazni a neuronokban, hiszen más eloszlás jobb eredményt szolgáltathat, ha egy adott szórásfüggvényt alkalmazunk (lásd pl. a stimulációs eredményeket, ahol a gausszi zajú visszacsatolt neurális hálózat jobban teljesített véges időben, mint az eredeti logisztikus zajú). Egyszerű előállíthatósága miatt a gausszi zaj tűnik megfelelő választásnak, de még ez a kérdés is tisztázásra vár.

A módosított többfelhasználós vevőstruktúrában több különböző működési módot különböztettünk meg. A rendszer helyes működéséhez egy mesterséges intelligencia szükséges, amely választani képes a működési módok között, illetve be tudja állítani a hiszterézises döntőfüggvény paramétereit. Már vizsgáltam a SOM alkalmazhatóságát ezen a területen, de – az idő véges természetéből kifolyóan – még nem dolgoztam ki részleteiben. Más mesterséges intelligenciát tartalmazó eljárások is potenciális megoldást jelenthetnek a problémára.

Nyitott kérdés a többszintű modulációs eljárások használata esetén alkalmazható LVQ, vagy SOM csatornabecslő algoritmusok módosított képlete, ami vélhetően egyszerűen levezethető a disszertáció eredményei alapján.

Hivatkozások

Idegen hivatkozások

- [1] Sergio Verdú, *Multiuser detection*, Cambridge University Press, 1998
- [2] D.H. Ackley, G.W. Hinton and T.J. Sejnowski, “A learning algorithm for Boltzmann machines,” *Cognitive Science*, Vol. 9, 1985, pp. 141–152
- [3] Simon Haykin, *Neural Network Theory: a Comprehensive Foundation*, Prentice-Hall, 1999
- [4] A. Hottinen, ‘Self-organizing multiuser detection,’ *Int. Symp. on Spread Spectrum Techniques and Applications (ISSSTA)*, Vol. 1, 1994, pp. 152–156
- [5] J. Leventovszky, W. Mommarets and E.C. van der Meulen, “Hysteretic neural networks for global optimization of quadratic forms,” *Neural Network World*, vol. 2, no. 5, 1992, pp. 475–496

I. Publikációértékű munkák¹

Külföldön megjelent idegen nyelvű folyóiratcikkek

- [6] Achim Engelhart, Werner G. Teich, Jürgen Lindner, **Jeney Gábor**, Imre Sándor, Pap László, „A Survey of Multiuser/Multisubchannel Detection Schemes Based on Recurrent Neural Networks,” *Wiley’s Wireless Communications and Mobile Computing*, Vol. 2, Issue 3, May 2002., pp. 269–284, **L, R**
- [7] **Jeney Gábor**, Leventovszky János, Pap László, E. C. van der Meulen, „Adaptive Near Optimal Multi-user Detection Using a Stochastic and Hysteretic Hopfield Net Receiver,” *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, Vol. 2002, Issue 12, Dec. 2002., pp. 1401–1414, **L**
- [8] **Jeney Gábor**, Leventovszky János, Imre Sándor, „Stochastic Recurrent Neural Networks for Quadratic Optimization,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, Elküldése folyamatban, **L, S**

¹A publikációk végén megjelenő betűjelek jelentései a következők: **L**– lektorált, **R**– referált, **H**– idegen szerzőtől hivatkozott és **S**– SCI (Scientific Citation Index) alapján önhivatkozott (mivel idegen hivatkozásom az SCI szerint nincs).

Nemzetközi konferencia-kiadványban megjelent idegen nyelvű előadások

- [9] Tóth Gábor, **Jeney Gábor**, „Simulation on the Performance of Different Multi-user Detection Techniques in CDMA Systems”, *Poster '98 Workshop on Scientific Electrical Engineering*, pp. EEC 5–6 Prága, Csehország, 1998. május 26–29.
- [10] Balázs Ferenc, **Jeney Gábor**, Pap László, „Capacity expansion capabilities in ODMA systems,” *Conference on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC '99)*, pp. 207–213, Amszterdam, Hollandia, 1999. szeptember 21–23.
- [11] Balázs Ferenc, Hankó Krisztián, Imre Sándor, **Jeney Gábor**, Pap László, „Simulation Tool for ODMA Extension of UMTS System,” *COST 254 Workshop on Telecommunication System Modeling and Simulation*, Neuchâtel, Svájc, 1999. május 1–3.
- [12] **Jeney Gábor**, Levendovszky János, Imre Sándor, Pap László, „Comparison of Different Neural Network Based Multi-user Detectors,” *EUNICE 2000 (Open European Summer School)*, pp. 117–123, Enschede, Hollandia, 2000. szeptember 13–15, **L, S**
- [13] **Jeney Gábor**, Levendovszky János, „Stochastic Hopfield network for multi-user detection,” *European Conference on Wireless Technology (ECWT) 2000*, pp. 147–150, Párizs, Franciaország, 2000. október 5–6, **H2**
- [14] **Jeney Gábor**, Imre Sándor, Pap László, Achim Engelhart, Turgut Dogan, Werner G. Teich, „Comparison of Different Multiuser Detectors Based on Recurrent Neural Networks,” *COST 262 Workshop on Multiuser Detection in Spread Spectrum Communications*, pp. 61–70, Reims, Németország, 2001. január 17–18, **L, H2, S**
- [15] **Jeney Gábor**, Levendovszky János, Kovács Lóránt, „Blind Adaptive Stochastic Neural Network for Multiuser Detection,” *IEEE Vehicular Technology Conference 2001 Spring*, vol. 3, pp. 1868–1872, Rodosz, Görögország, 2001. május 6–9, **R**
- [16] Levendovszky János, Kovács Lóránt, **Jeney Gábor**, E. C. van der Meulen, „A New Blind Signal Processing Algorithm for Multiuser Detection,” *21st Symposium on Information Theory in the Benelux*, pp. 17–24, Enschede, Hollandia, 2001. május 29–31, **L**

- [17] **Jeney Gábor**, Pap László, „Bit Loading Algorithms for Adaptive OFDM Wireless Systems,” *COST 289 Seminar*, <http://cost289.ee.hacettepe.edu.tr/index.php> Budapest, Magyarország, 2004. július 7–9.
- [18] **Jeney Gábor**, Pap László, „Low Complexity DSP Implementation of Recurrent Neural Network Based Multi-user Detection,” *European Conference on Wireless Technology (ECWT) 2004*, pp. xx–xx, Amszterdam, Hollandia, 2004. október 11–12, **L**

Magyar nyelvű folyóiratcikkek

- [19] Balázs Ferenc, Hankó Krisztián, Imre Sándor, **Jeney Gábor**, Pap László „ODMA alkalmazása WCDMA rendszerben,” *Magyar Távközlés*, X. évf. 1. szám, 1999. január, pp. 12–17, **L**
- [20] **Jeney Gábor**, „Multi-user detektálás hibátűrésének vizsgálata,” *Magyar Távközlés*, X. évf. 1. szám, 1999. január, pp. 26–30, **L**

Magyar nyelvű konferencia előadás

- [21] **Jeney Gábor**, „CDMA rendszerekben alkalmazott Multi-user Detection eljárások hibátűró jellegének analízise,” *BME Végzős Konferencia*, Budapest, 1998. április 21.

Elektronikus publikációk

- [22] Imre Sándor, Balázs Ferenc, **Jeney Gábor**, „Korszerű mobil vevőalgoritmusok,” *Egyetemi jegyzet*, <http://www.mcl.hu/~jeneyg/jegyzet.pdf>, 75 oldal, Budapest, 2002.
- [23] **Jeney Gábor**, „Hogyan néz ki egy igényes dokumentum?,” *Egyetemi jegyzet (a „Dokumentumszerkesztés L^AT_EX és Word használatával” című tárgyhoz)*, <http://www.mcl.hu/~jeneyg/kinezet.pdf>, 48 oldal, Budapest, 2002.
- [24] **Jeney Gábor**, „Dokumentumszerkesztés L^AT_EX használatával” *Egyetemi jegyzet (a „Dokumentumszerkesztés L^AT_EX és Word használatával” című tárgyhoz)*, <http://www.mcl.hu/~jeneyg/foiak.pdf>, 176 fólia, Budapest, 2002.

II. Nem publikációértékű munkák

Könyvtárakban nem hozzáférhető kutatási jelentések

Egyetemközi Távközlési és Informatikai Központ (ETIK)

- [25] Hankó Krisztián, Balázs Ferenc, **Jeney Gábor**, „How ODMA works (some analytical and practical issues),” *Első ETIK Workshop*, pp. 7–13, Budapest, 1998. december 4.
- [26] Balázs Ferenc, Hankó Krisztián, Imre Sándor, **Jeney Gábor**, Pap László, „Capacity Expansion and Interference Lowering Capabilities of ODMA Systems,” *Második ETIK Workshop*, pp. 7–12, Budapest, 1999. május 25.
- [27] Balázs Ferenc, Imre László, Imre Sándor, **Jeney Gábor**, Levendovszky János, Pap László, „Multi-user Detection Techniques and Channel Equalizers,” *Harmadik ETIK Workshop*, pp. 15–21, Budapest, 1999. december 20.
- [28] Balázs Ferenc, Imre László, Imre Sándor, **Jeney Gábor**, Levendovszky János, Pap László, „Linear and Recurrent Neural Network Based Multi-user Receivers,” *Negyedik ETIK Workshop*, pp. 15–21, Budapest, 2000. május 10.
- [29] Imre Sándor, Pap László, **Jeney Gábor**, Farkas Lóránt, Imre László, „Comparison of Different Multiuser Detectors Based on Recurrent Neural Networks,” *Ötödik ETIK Workshop*, pp. 68–79, Budapest, 2000. december 18.
- [30] Imre Sándor, Pap László, **Jeney Gábor**, Farkas Lóránt, Imre László, „Blind Adaptive Stochastic Neural Network for Multiuser Detection,” *Hatodik ETIK Workshop*, Budapest, 2001. május 31.

High Speed Networking Laboratory (HSNLab)

- [31] Hankó Krisztián, Balázs Ferenc, **Jeney Gábor**, „ODMA Application in UMTS System,” *HSNLab'99 Spring and Ericsson Simulation Techniques and Performance Analysis, International Joint Workshop*, pp. 58–60, Bala-tonfüred, 1999. május 9–12.
- [32] **Jeney Gábor**, Balázs Ferenc, Pap László, Imre Sándor „Performance Analysis of ODMA Systems,” *HSNLab'99 Autumn Workshop*, 90. oldal, Budapest, 1999. november 9–12.

- [33] **Jeney Gábor**, Pap László, Imre Sándor, „Advanced Multi-user Detection Techniques,” *HSNLab 2000 Spring Workshop*, pp. 13–14, Balatonfüred, 2000. május 21–24.

Csak kivonatban megjelent konferencia-előadások

- [34] **Jeney Gábor**, „Stochastic Neural Network for Multi-user Detection,” *HTE'2000 Konf.*, Budapest, 2000. május 30.
- [35] Farkas Lóránt, Imre Sándor, **Jeney Gábor**, „Matematikai módszerek a szélessávú vevők leírásában,” *HTE'2001 Konf.*, Budapest, 2001. április 22.
- [36] Imre László, Pap László, Imre Sándor, **Jeney Gábor**, „Többfelhasználós detektálás WCDMA rendszerben Lineáris vevők,” *HTE'2001 Konf.*, Budapest, 2001. április 22.

Csak szóban elhangzott előadások

- [37] Tóth Gábor, **Jeney Gábor**, Pap László, Imre Sándor, „The Multiuser Detection,” Ericsson belső Workshop, 1998. április 8.
- [38] **Jeney Gábor**, „Self-Organizing Maps (SOM): Principles and Engineering Applications,” Ulmi Egyetem, Informatótechnológia Tanszék, 2000. november 30.
- [39] Levendovszky János, **Jeney Gábor**, „A neurális hálózatok alkalmazása mobil kommunikációs rendszerek paramétereinek javítására,” Magyar Tudományos Akadémia, 2001. november 8.
- [40] **Jeney Gábor**, „Visszacsatolt neurális hálózat alapú többfelhasználós vevők,” Kaposvári Egyetem, Informatikai Tanszék 2004. január 20.