

Emlős Retina és a CNN-UM számítógép:
Lokálisan adaptív algoritmusok és az
ON-OFF kölcsönhatások vizsgálata



*Ph.D.*disszertáció tézisei

Wagner Róbert

Tudományos vezető:
Roska Tamás
az MTA rendes tagja

és
Zarándy Ákos, Ph.D.

Pázmány Péter Katolikus Egyetem
Információs Technológiai Kar

Budapest, 2007

Bevezetés

Az utóbbi tíz-tizenöt évben az analóg nemlineáris dinamikára alapozott celluláris neurális-nemlineáris hálózatot (CNN) és az ezt is is magában foglaló tárolt programozott univerzális számítógépet (CNN-UM) egyre szélesebb körben kezdték el alkalmazni olyan feladatoknál, ahol a tér-időbeli számításoknak nagy szerepe van. Ezen feladatok közül különösen fontosak azon alkalmazások, ahol a jelfeldolgozás már az érzékelők szintjén elkezdődik. Az ilyen érzékelő-processzáló eszközök közül az egyik fontos terület a vizuális szenzoroké - vizuális mikroprocesszoroké (kamera-számítógépeké). Disszertációm első részében egy ilyen feladatkört vizsgálok: Nagy fényességkülönbséggel rendelkező - nagy-dinamikájú - látványok adaptív érzékelését.

Az ilyen nagy-dinamikájú látványok jellemzője, hogy az intenzitástartományuk nagyobb mint az átlagos, 8 bites (256szint) kamerák által átfogott tartomány. Még ha nagy-dinamikájú kamerát használnánk is, probléma az ilyen kamerák nagy költségén túl, hogy ezt a nagy tartományt hogyan tesszük láthatóvá. Ez kérdéses, mert a legtöbb kijelző csak 7-8 bites, kb. 50dB tartományt képes ábrázolni. Ezért utólagos feldolgozásra, dinamikakompresszióra vagy képkiemelőeljárásokra van szükség. Ugyanakkor az érzékelésben segíthet minket, hogy a nagy-dinamikájú látványok dinamikatartománya nagyrészt a térben egyenetlen megvilágításnak tudható be. Az ilyen képek felvételére alkalmasak a cellánkénti érzékelőket lokálisan állító szenzortömbök, így a CNN-UM típusú vizuális mikroprocesszorok. A lokális állíthatósággal el lehet érni, hogy a világosabb és sötétebb részeket is a megfelelő paraméterrel vegyük fel. Dolgozatom első részében egy ilyen szenzortömbre kidolgozott integrálási-idő beállítási algoritmust mutatok be. A módszer tetszőleges érzékelő dinamikatartományát képes megnövelni azzal, hogy a képen belüli intenzitáseltéréseket csökkenti.

A látás területén a CNN-UM hullám-számítógépek egy másik alkalmazási területe a biológiai, elsősorban emlős és hüllő látórendszerek modellezése. Erre a topológiai és működésbeli hasonlóság miatt alkalmas. 2001-ben Berkeley-ben emlős látórendszeren végzett gang-

lionsejt mérések, fiziológiai és morfológiai ismeretek alapján felismerték az emlős retina egy új többcsatornás működési elvét és módját. Ennek a kvalitatív modellnek az alapján kollégáim kidolgoztak egy neuromorf, kvantitatív CNN-UM közelítő modellt. A neuromorf tulajdonság előnye, hogy a modell elemei idegsejteknek felelnek meg, ezáltal tanulmányozható az egyes sejtek aktivitása.

A modellben az összeköttetések erősségének illetve a nemlineáris függvényeknek a változtatásával retinális rétegeket illetve nemlinearitásokat kapcsolhatunk ki és ezzel tanulmányozhatjuk hatásukat a rendszer kimenetére. Munkám második részében (4. fejezetben) egy ilyen analízist mutatok be. Itt újabb bipoláris-sejt mérések alapján módosítottam a korábban elkészített modellt. Ezen a modellen kaptam fő felismerésem, mely az ON és OFF rendszerek közötti ellenfázisú gátlás szerepére vonatkozik. Az ON, OFF rendszerek a következőt jelentik: Az ON retinális pálya sejtjei a fényre, illetve annak növekedésére, az OFF sejtek pedig a csökkenésére adnak választ. Ellenfázisú gátlásnak pedig a két rendszer közötti keresztgátlást nevezzük.

Módszerek, eszközök

Vizsgálataimban elsősorban a téridőbeli sokrétegű CNN architektúrát használtam, különösen a térbeli jelenségeknél. A megcélzott feladatkörök olyanok voltak, ahol kifejezésre jut az architektúra nemlineáris tér-időbeli folyamatokat számoló képessége.

Fontos volt számomra a hasonló feladatot elvégző biológiai (nyúl retinabeli) jelenségek tanulmányozása. A modellezés témakörében egyértelmű volt, hogy ebben a modellezett emlős retináról rendelkezésre álló lehető legtöbb tudást fel kell használnom. Ez jelentette az anatómiai, fiziológiai és funkcionális ismereteket egyaránt, valamint a különböző feltételek melletti mérési eredményeket. Az adaptációs témakörében is nagyban támaszkodtam a retinális adaptációs mechanizmusokból merített ötletekre.

Mindkét témakörben a kidolgozott eredményeket matematikailag

és kvalitatíve is elemeztem. Az adaptációs algoritmusoknál a kamerának a bejövő fényintenzitás - kameraválasz görbéjének a meredekségét vizsgáltam. A modell bizonyos részeinél lineáris szűrőelméletet, Laplace transzformációt és nemlineáris függvények Taylor sorfejtését használtam fel.

Használt eszközeim első körben szimulációs eszközök voltak. Itt az algoritmusok gyors tesztelhetősége érdekében Matlab környezetet használtam. Az ellenőrzött algoritmusokat azután az Aladdin szoftvercsomagban implementáltam, mely könnyű átjárást biztosított a hardveres megvalósítás felé. A hardveres megvalósításnál az Ace16k v.2. vizuális mikroprocesszor chipet használtam. Ez egy 128x128-as CNN-UM tömbből áll, amelyen algoritmusaim analóg műveleteit hajtottam végre. Ez a diffúziós templétet használó műveleteket jelentette, a lokálisan adaptív képfelvételt képsorozat felvételével szimuláltam. Ez a vizuális mikroprocesszor a ACE-BOX architektúrán kiegészül egy csatlakozó DSPvel, melyen a logikai műveleteket végeztem el.

A retinamodellezés témakörében a RefineC szimulátort használtam (Bálya Dávid). Ez utóbbi ugyancsak az Aladdin rendszerre támaszkodik. A biológus kollégáim által végzett mérések feldolgozását illetve a modellek szimulációs eredményeinek kiértékelését Matlab keretben végeztem el.

Új tudományos eredmények

1. Tézis: *Térben és időben változó megvilágításhoz lokálisan állítható szenzortömbön adaptálódó CNN-UM algoritmus kidolgozása.*

Kép-érzékelési paramétereket globálisan beállító eszközök nehezen képesek a képen belüli intenzitásbeli nagy-dinamikát kezelni. Az emberi szem mindezt a horizontális sejtek által mediált lokális adaptáció segítségével könnyen elvégzi. A CNN-UM területén kollégáim által végzett chip-fejlesztések során megtervezésre kerültek lokálisan állítható szenzor-tömbbel rendelkező CNN-UM processzortömbök,

ilyen a CACE-2 és a Xenon csipek. A lokális állíthatóság itt azt jelenti, hogy az egyes szenzorok kép-érzékelési paramétereit - jelen esetben az integrálási időket - egymástól függetlenül lehet megadni azaz egy integrálási idő térképet adunk meg.

Algoritmusom az integrálási idő változtatásával alkalmazkodik a megváltozott megvilágításhoz, úgy, hogy az adaptáció után a képnek nincs világos illetve sötét telítődésben levő része sem. Algoritmusomat anizotrop diffúzió és a látvány intenzitásának lokális átlaga (DC szintje) segítségével úgy módosítottam, hogy az az emberi látórendszerhez hasonló eredményt adjon. Az algoritmus térbeli feldolgozást igénylő műveleteit CNN-UM architektúrán is implementáltam. A módszert összehasonlítottam más lokális adaptációt használó illetve nagy-dinamikájú szenzorral.

1.1. Retina-inspirált dinamikus integrálási-idő beállítási algoritmust dolgoztam ki, mely a látvány téridőbeli fényintenzitás változásaihoz alkalmazkodik.

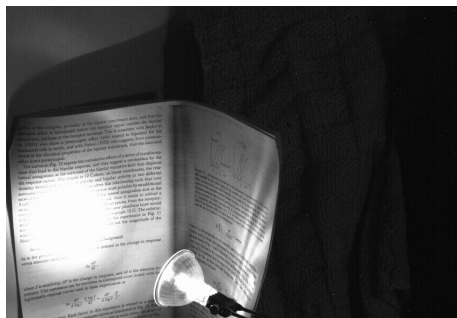
A módszer fő vonása az, hogy a képen a lokális átlagban jelentkező fényességkülönbségeket lecsökkenti. A lokális átlag egy pixel környezetének az átlagos fényességét jelenti, ezt diffúzióval számoltam ki. A diffúziót időtartalma (t_d) a kép méretéből kiszámolható (128x128-as képen $t_d = 15\tau$ - CNN időkonstans), az ezzel egyen értékű gaussi konvolúció σ paramétere pedig a kép méretének 5%-a.

Algoritmusom úgy állítja be egy adott cella fényérzékelőjének integrálási idejét, hogy a keletkezett térbeli lokális átlag a pixel körül közepes erősségű szürke (V_{max} - maximális érték fele) legyen (1).

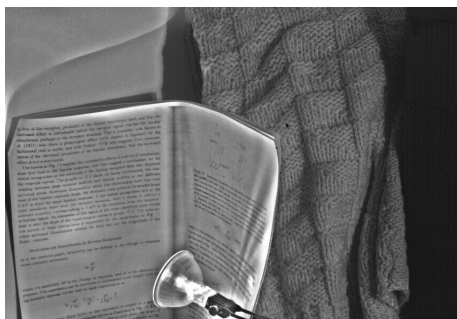
$$T_{n+1}(i, j) = \overline{T}_n(i, j) \frac{V_{max}/2}{\overline{V}_n(i, j)}, \quad (1)$$

ahol (i, j) a cella koordinátái, n pedig az időbeli változó, jelzi, hogy hányadik képfelvétel van. T_n a jelenlegi, T_{n+1} a következő felvétel integrálási ideje, $\overline{V}_n(i, j)$ a lokális átlag értéke az adott pixelnél, $\overline{T}_n(i, j)$ pedig az integrálási idő átlagának értéke (i, j) -ben.

Mivel a lokális átlag minden régióban szürke lesz, eltűnnek az ebben jelentkező különbségek. Így nem lesznek túl világos és sötét



a.)



b.)

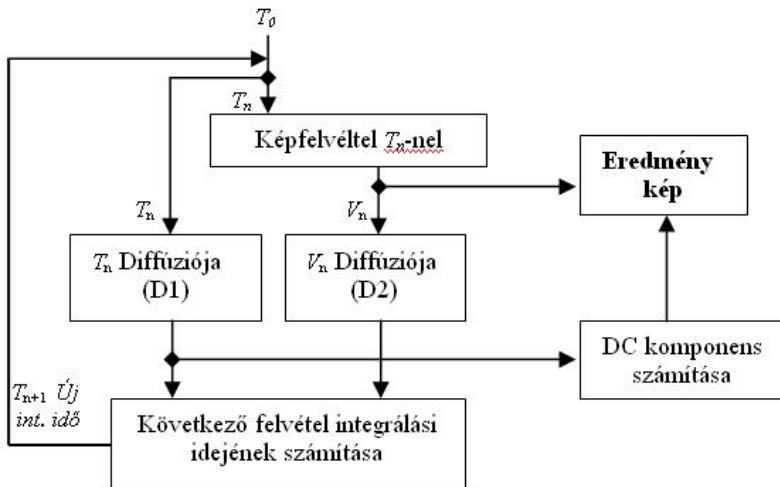
1. ábra. Nem adaptív és adaptív képérzékelés. Globális integrálási időbeállítás mellett a.) és lokálisan változó integrálási idő mellett b.).

régiók sem, ugyanakkor egy régió belül a fényességkülönbség megmarad. A módszer eredményeképp keletkezhetnek telítődésben levő pontok, amennyiben ezek sokkal világosabbak illetve sötétebbek a környezetüknél, de ez az emberi érzékeléssel analóg. Ezen felül a szenzor érzékelési tartományánál sötétebb illetve világosabb részeket sem adaptálja az algoritmus szürke szintre.

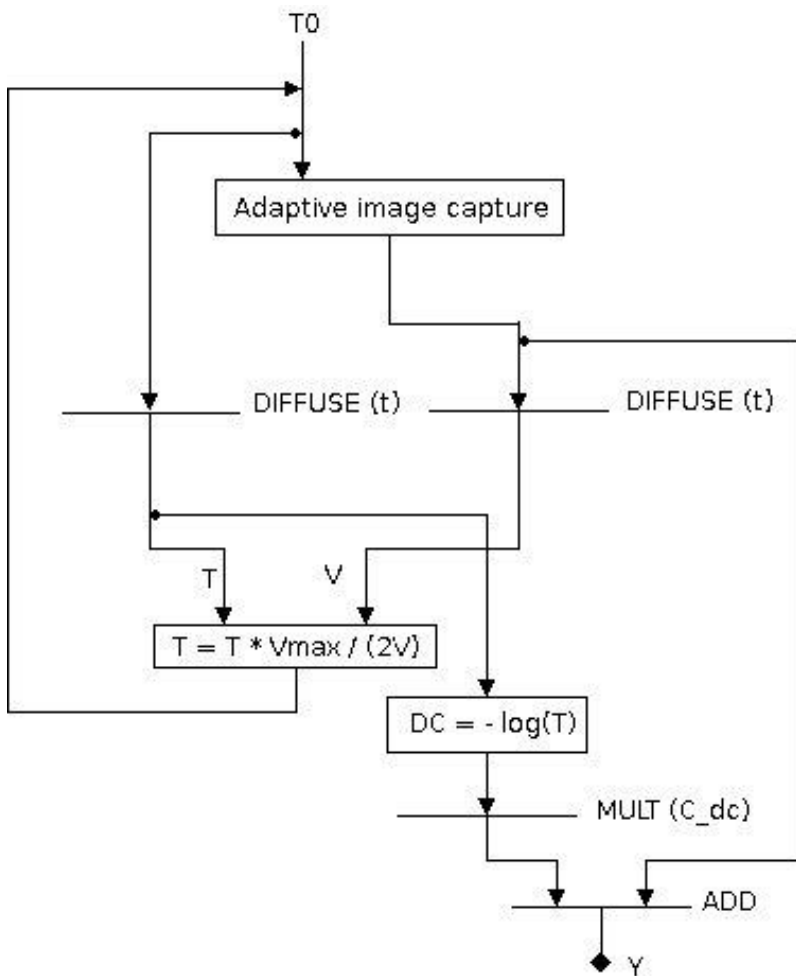
A módszer alkalmazásával létrejött képet láthatunk a 1. ábrán.

A módszer folyamatosan állítja az integrálási időt, így időben is adaptálódik a megváltozott fényviszonyokhoz, az algoritmus folya-

matábrája és UMF ábrája a 2. illetve a 3. ábrán látható.



2. ábra. Az adaptációs algoritmus folyamatábrája. A előző ciklusban kiszámolt integrálási idővel felvesszünk egy új képet (kezdeti érték: $T_0 = 0.2sec$). Ez alapján kiszámoljuk a következő felvétel integrálási idejét (T_{n+1}). Ehhez diffundáljuk az integrálási időt (T_n , D1-gyel jelölt diffúzió) és a felvett képet is (V_n , D2-vel jelölt diffúzió). A felvett képet adjuk eredményként tovább (V_n), de ehhez még hozzáadhatjuk az integrálási időből számított DC komponenst is.



3. ábra. Az adaptációs algoritmus UMF ábrája. Az 2. ábra bővített változata, az egyes operációk CNN templéit is láthatjuk. Emellett látható a következő felvétel integrálási idejét kiszámoló képlet valamint a DC komponens számítása is.

Módszeremben azért választottam a kép-érzékelési paraméterek változtatását, mert nagy dinamika esetén utólagos képfeldolgozási kiemelő eljárások nem működnek a telítődés miatt. Az egy látványon belüli fényességkülönbség csökkentése a horizontális sejtek működésével, az időbeli adaptáció a csapok adaptációjával analóg.

Algoritmusom működését szimulációkkal demonstráltam, a lokálisan változó integrálási időt egy adott látványról készített képsorozattal helyettesítettem. A térbeli feldolgozást igénylő lépéseket analóg-logikai (mixed-mode) vizuális mikroprocesszoron implementáltam (ACE-16k v.2), így egy valósídejű rendszert kaptam, melyben video sebességgel - 30 frame per másodperc (fps) sebességgel volt látható az eredmény.

Az adaptáció eredményeképp a képen a lokális átlagban (DC szint) jelentkező különbségek megszűntek. A megvilágítás különbségei jobbra ennek a DC komponensnek az eltéréseiben jelentkeznek, a módszer ezt küszöböli ki. Mivel emberi megfigyelő is érzékelné ezeket a különbségeket, így sokszor előnyös, ha megmaradnak ezek a különbségek, de csak olyan mértékben, hogy a kép semelyik részét ne vigyék telítésbe. Az eliminált DC komponens az integrálási idő térképből nyertem vissza és csökkentett mértékben hozzá adtam az adaptáció eredményéhez (2) és 2. ábra. Így olyan képet kaptam, ahol látszanak a szemmel is látható világosságkülönbségek, de a képnek nincs telítődésben levő része.

$$V_{DC}(i, j) = -\log [T(i, j)] \quad (2)$$

Mivel a megvilágítás gyakran hirtelen változik (árnyékhatár), a lokális átlag számításánál, melyeket D1 és D2-vel jelöltem a 2. ábrán anizotrop diffúzió jellegű folyamatokat alkalmaztam. Itt a diffúzió terjedésének korlátot szab a szomszédos pixelek közötti integrálási-idő különbség. Az anizotrop diffúzió térben és időben folytonos képletét (3) mutatja. A diffúzió terjedésének a korlátja az $1/C$ -s tagokból származik. A módszert diszkrét időben (és térben) szimuláltam és megszüntettem az izotrop diffúzió árnyékhatárok mentén jelentkező hibáit.

$$\frac{\partial V}{\partial t} = \frac{1}{C_x} \frac{\partial^2 V}{(\partial x)^2} + \frac{1}{C_y} \frac{\partial^2 V}{(\partial y)^2} \quad (3)$$

ahol C_x és C_y a kontrasztot jelöli, és

$$C_x = \frac{\partial T}{\partial x}, \quad C_y = \frac{\partial T}{\partial y} \quad (4)$$

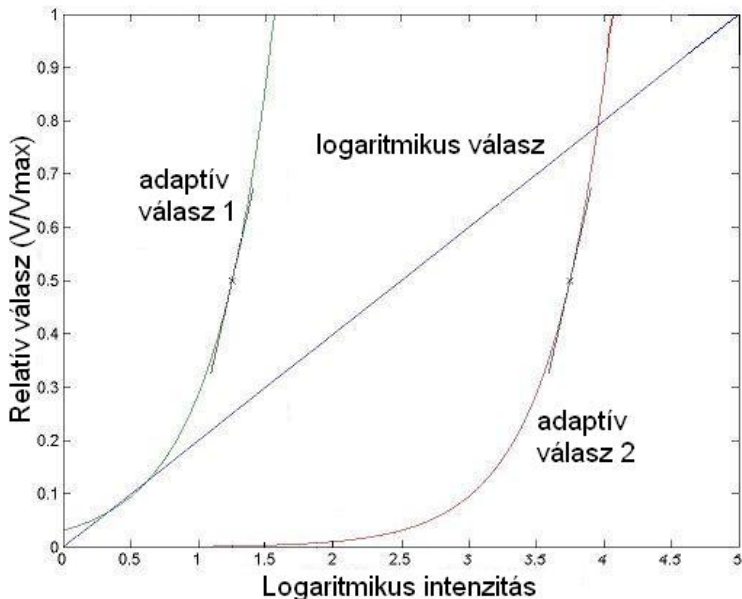
ahol T az integrálási időt, V az intenzitást jelöli.

1.2. Módszeremet más nagy-dinamikájú képérzékelő megoldásokkal összehasonlítva azt kaptam, hogy az hasonló tartományt fog át és ezenkívül még a látvány dinamikakompresszióját is elvégzi.

Az alternatív módszerek egy része globálisan állítható szenzor, ahol a paraméterek változtatását időben egymásután felvett képekkel vagy térben, az adott pixelhez tartozó több szenzorral oldják meg. Ezek térben vagy időben veszítenek a felbontásból. Ismert módszer még az egy adott feszültségszintig történő integrálás, ebben az esetben a nagy intenzitástartomány nagy időtartományra konvertálódik. Ezen módszerek eredményeképp nagy-dinamikájú képet kapunk, melyet fel kell dolgoznunk, hogy emberi megfigyelőnek alkalmassá tegyük. Ezzel szemben algoritmusom érzékelhető dinamikatartományú képet állít elő. Módszerem dinamikakompressziót hajt végre, azaz a nagy-dinamikájú látványból 8 bites, kisdinamikájú, ábrázolható képet készít. Módszeremben a dinamikakompresszió úgy történik, hogy globálisan nem tartja meg a régiók közötti különbségeket, de lokálisan (egy régió belül) megtartja, azaz a látványban levő textúrainformáció nem veszik el.

Módszerem dinamikatartománya az alkalmazott szenzortól függ, az átfogható dinamikatartomány a szenzor által egy beállítás mellett érzékelhető tartomány és a integrálási idő dinamikatartományának összege. Különböző fényességű részek közötti átmenetnél a módszer a σ paraméterének megfelelő távolságon 10 dB-t képes áthidalni.

Egy nagy-dinamikát átölelő logaritmikus szenzor és a lokálisan adaptív módszer összehasonlítását illusztrálja a 4. ábra.



4. ábra. Logaritmusikus szenzor és a lokálisan adaptív szenzor válaszgörbéi különböző adaptációs állapotokban. A logaritmusikus szenzor egyenletes meredekséggel átfogja a dinamikatartományt. A lineáris szenzor csak az adott adaptációs állapot környezetében ad választ, de ott ennek a meredeksége nagyobb, azaz nagyobb lesz a kontraszt.

Megállapíthatjuk, hogy a lokálisan és a globálisan állítható szenzor is átfogja a dinamikatartományt, de az előbbi nagyobb kontrasztot ad a meredekebb válaszgörbe miatt.

Lokálisan adaptív algoritmusok közül a laborban korábban Brendel M. által végzett munkával összehasonlítva megállapíthatjuk, hogy módszerem jobb kontrasztot ér el a sötét régiókban, és nem alakulnak ki benne sem túl sötét, sem túl világos régiók.

2. Tézis: *Sokrétégű, többsatornás CNN emlős retinamodellek segítségével a retinális működés kvalitatív és kvantitatív vizsgálata.*

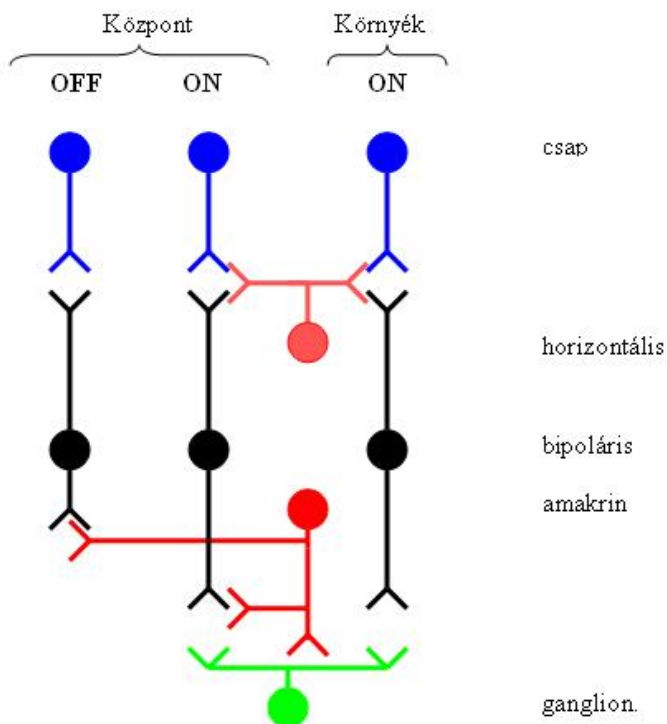
A retina-inspirált képérzékelési CNN-UM algoritmusok mellett a CNN univerzális számítógép retinamodelllezési képességeit is kihasználtam. Korábban, ganglion sejt mérések és morfológiai ismeretek alapján felismerték a retina többsatornás modelljét. Kollégáim létrehozták ennek egy közelítő CNN-UM modelljét.

Bipoláris sejt mérések alapján pontosítottam a csap - bipoláris pálya modelljét a nemlinearitások figyelembevételével, valamint bővítettem a többsatornás retinamodellt az ON-OFF csatornák közötti keresztgátlással. Szimulációimmal feltártam a kapcsolatot az ellenfázisú gátlás és a csap - bipoláris illetve bipoláris-ganglion nemlinearitások között. Kísérleti úton megállapítottam a többrétégű CNN-UM retinamodell és egy lineáris szűrőkből felépített modell kvalitatív különbségét a retinális kimenet előállításában.

2.1. Megmutattam, hogy az ON-OFF rendszerek közötti ellenfázisú gátlás csökkenti a csap - bipoláris és a bipoláris - ganglion sejtek közötti nemlinearitások okozta torzítást és ezáltal javítja a ganglionsejt válaszának pontosságát.

A nyúl retina bipoláris sejtjeinek különböző időbeli frekvenciájú szinusz hullámokra adott válaszaiból kollégáim a bipoláris sejt frekvenciaspektrumát állították elő. Ezen adatok alapján a bipoláris sejt bemenetét egy másodrendű időbeli lineáris szűrővel (két pólussal és egy zérus) és egy memóriamentes nemlineáris függvénnel közelítettem, mely a csap-bipoláris szinapszis processzálságának felel meg. A különböző frekvenciákon mért válasz alapharmonikusából származtattam a lineáris szűrőt, a felharmonikusokból pedig a nemlinearitások Taylor sorának paramétereit számoltam ki. A mérések célja az volt, hogy a csap-bipoláris pályán levő nemlinearitások létezésére bizonyítékot nyerjünk. Ezen modellek alapján korrigáltam a már meglévő CNN-UM retinamodellt a csap-bipoláris sejt közötti egyenirányító típusú nemlinearitásokkal. Az retina egyszerűsített modellje

a 5. ábrán látható.



5. ábra. Retinális sejtek sematikus vázlata. Az egyes sejtek rétegeinek egy-egy CNN réteg felel meg. A jobboldali két oszlopban levő sejtek az ON pálya sejtjei, a bal oldali oszlopban levők az OFF pályáé. Az ábrán látható a csap - bipolaris szinapszis, melyet egy lineáris szűrővel és egy nemlineáris függvényvel modelleztem. Látható a ganglion sejtek nagy dendritfája mely több bipolaris sejt kimenetének összegzése miatt térbeli alulszűrést okoz, valamint az amakrin sejteken keresztüli ellenfázisú gátlás az OFF bipolaris sejtektől.

Az egyenirányító nemlinearitások elsősorban a szinapszisoknál alakulnak ki, mert a Ca csatornák aktivációs görbéje exponenciális jellegű. Azon sejtek, melyek nyugalmi potenciálja a görbe alján helyezkedik el, kevésbé képesek negatív irányú változásokat jelezni. Egyenirányító típusú nemlineáris szinapszisok a bipoláris-ganglion sejt között is találhatóak.

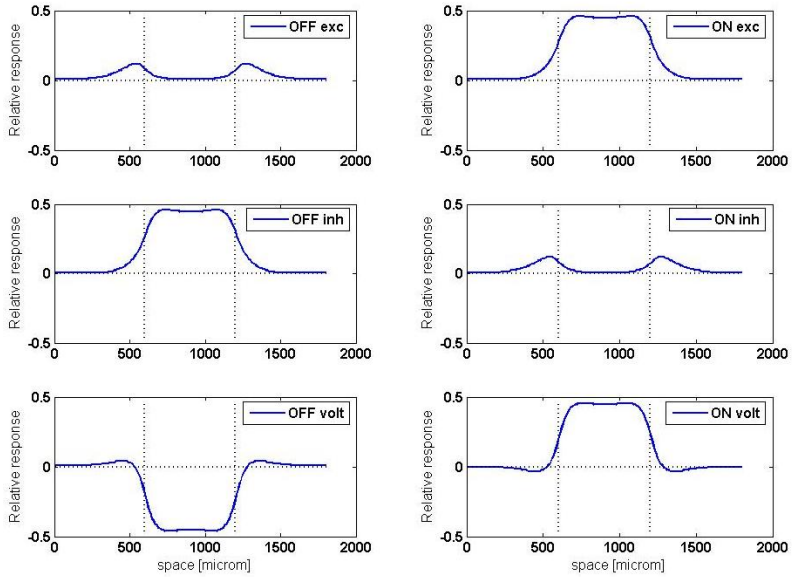
Az egyenirányító karakterisztikával rendelkező szinapszisok létezése bizonyítékot nyújt arra, hogy a retina nem modellezhető egy térbeli és időbeli szűrő párossal valamint egy kimeneti nemlinearitással. Egy ilyen modell nem képes magyarázatot adni bizonyos térbeli jel elmosódásokra, melyeket egy nemlinearitás (csap-bipoláris szinapszis) által követett térbeli alulszűrés okozhat (ganglion dendritfa). Dolgozatomban ezen nemlinearitások által okozott elmosódások és az ezek megszüntetésére alkalmas ellenfázisú gátlás kölcsönhatását vizsgáltam.

Az ellenfázisú gátlás az ON és OFF pályák közötti keresztgátlást jelenti, mely az ON és OFF bipoláris sejtek közötti amakrin sejtek révén valósul meg. Másik lehetőségként egy bipoláris sejtől az ellenkező rendszer ganglion sejtjére is hathat előrecsatoló amakrin sejteken keresztül. Mindkét esetben kis dendritfájú glicin gátló transzmittert tartalmazó amakrin sejtfaik révén (5. ábra).

Az ellenfázisú gátlás létezésére a bizonyítékot ganglion és bipoláris sejt mérések szolgáltatják, melyek során mérik a sejtire érkező gerjesztést és gátlást. Az utóbbi kettő összevetéséből látszik, hogy a sejtek 30-40%-nál a gátlás az ellenkező rendszerből érkezik.

Az egyenirányító nemlinearitások és az ellenfázisú gátlás kölcsönhatásait a felvillanó négyzet stimulus és modulált szinuszjelek segítségével vizsgáltam. Szimulációim eredményeképp azt kaptam, hogy az egyenirányítás jelentősen károsítja a külső retina téridőbeli magasfrekvenciájú komponens kiemelését. Ennek következtében a ganglion sejt válasz elmosódik térben és időben is (lásd 6. ábra).

Az ellenfázisú gátlás a ganglion és a bipoláris szinten is visszaállítja a jelnek a nemlinearitások által torzított részét. Így megkapjuk az eredeti lineáris jelet, amely újra tartalmazza a külső retina térbeli és időbeli kontrasztkiemelő hatását. Ez a kontraszt kiemelt (felül-



6. ábra. Ganglion kimenetek és az rájuk érkező ellenfázisú gátlás. A bal oldali oszlop az OFF a jobb oldali az ON ganglion sejt jeleit mutatja. Független szaggatott vonalak mutatják a stimulus (felvillanó négyzet) határait. A függőleges tengely a maximális válaszhoz képesti relatív választ mutatja. Felül a kimenetet láthatjuk ellenfázisú gátlás nélkül. ON és OFF esetben is a jel átnyúlik (ON) illetve behatol (OFF) a négyzet határain. A másik rendszerből érkező gátlást láthatjuk a második sorban. Az utolsó sorban pedig a gátlás hatására létrejövő kimenetet láthatjuk, mely jobban követi az eredeti négyzet határvonalait.

szűrt) jel stabilabb a diffúzióval szemben, és ezért a ganglion sejtek válasza is kevésbé lesz elmosódott (6. ábra).

Az eredmények felhasználási területei

Mindkét tézisem a látással, érzékeléssel kapcsolatos, alkalmazási területük valamelyest különböző.

Az adaptív integrálási-idő beállítási algoritmus a többbrétegű, lokálisan állítható CACE-2 vagy Xenon chipen kerülhet implementálásra. Hasonlóképpen alkalmazható más, lokálisan állítható architektúrán, ahol az egyik érzékelő paramétert programozottan lehet megadni. Általánosítva, módszerem alkalmazható úgy, hogy a kép-érzékelési paraméter helyett egy utólagos erősítést változtatunk. Így egy már felvett nagy-dinamikájú kép lényegi információt hordozó részeit felerősítjük és dinamikakompressziót hajtunk végre. Természetesen módszerem más, topografikus modalitások pl. tapintás estén is alkalmazható amennyiben szükség van a dinamikartomány csökkentésére.

Módszerem implementálására alkalmas az EYE-RIS chip. Ezen a csipen a CNN tömbhöz csatlakozik egy ellenálláshálózat, melybe a kapacitív tagok ellenállásokkal vannak összekötve. Itt az egyes pontokat maszkolni lehet, mely lehetővé teszi az anizotrop hullámterjedés közelítését. A csiphez tartozó szenzortömbön továbbá lehetséges az integrálás megszakítása és az értékek nem destruktív kiolvasása, így a lokálisan változó integrálási idővel történő képfelvétel is elvégezhető. Az algoritmusomhoz szükséges további műveletek közül az összeadás és szorzás lehetséges műveletek ezen a csipen. A DC komponens számításához szükséges logaritmikus karakterisztikát pedig csatlakozó digitális architektúrán lehet számolni. Az EYE-RIS chip így egy olyan eszközhöz tekinthető, melyen a teljes algoritmus implementálható.

Retinamodelllezési munkám a retinális alap kutatásban kerülhet felhasználásra, illetve részben már került is. A működés analízise illusztrálta illetve segített megérteni a retina egy eddig még csak kis részben kimért, de feltételezett működését. Jobban ismerve az egyes sejtek kimeneteit illetve azok kölcsönhatásait az elektrofiziológiai méréseket végző kollégáim új ötleteket tudnak meríteni a vizsgálatokhoz, mérésekhez, azok stimulusaihoz. A modell megváltoztatása

pedig segíthet abban, hogy jobb retinakimenetet tudjunk előállítani és ezt a retinaprotéziséknél is felhasználják.

Köszönetnyilvánítás

Mindenekelőtt szeretném megköszönni témavezetőmnek Roska Tamás professzor úrnak a segítségét, aki nagy szakértelemmel és emberséggel, fáradtságot nem ismerve irányított kutatásaim során.

Hálás vagyok Frank Werblin professzor úrnak, aki lehetővé tette, hogy két félét eltöltsek a Berkeley-i egyetemen, valamint útmutatást adott a retinális vizsgálataim során.

Köszönet illeti Zarándy Ákost aki konzulensem volt az adaptív témakörben, készségesen segített és sok hasznos tanáccsal látott el.

Köszönöm Alyosha Molnarnak a rengeteg beszélgetést, melyben megosztotta velem a retina szerkezetével és működésével kapcsolatos tudását, továbbá köszönöm Thomas Münchnek az útmutatásait.

Köszönöm felsőbb éves doktorandusz társaim segítségét, különösen Bálya Dávidnak a közös munkát a retinális vizsgálatok terén. Örömmel emlékszem Tímár Gergely társaságára a Berkeley-i egy év alatt, valamint köszönöm az ő és Cserey György segítségét, különösen is az implementációs kérdésekben.

Mozsáry András, Kis Attila, Fodróczy Zoltán, Hillier Dániel, Vásárhelyi Gábor, Iván Kristóf, Matyi Gábor, Hodász Gábor, Gaurav Gandhi, Feldhoffer Gergely doktoranduszoknak a velük folytatott beszélgetéseket.

Köszönöm a Pázmány Péter Katolikus Egyetem és a Számítás-technikai és Automatizálási Kutató Intézet támogatását ahol PhD éveimet töltöttem, és akik az anyagi feltételeket biztosították.

Köszönöm Vágó Zsuzsa útmutatásait matematikai kérdésekben. Köszönet illeti Keserű Katalin és Kékné Gabi segítőkészségét a SZTAKIban valamint a PPKE dékáni hivatalának a segítségét.

Korábbi tanulmányaim során számos kiváló professzor és oktató segített, közülük szeretném kiemelni Horváth Gábort a BME Mérés-

technika és Információs Rendszerek Tanszékről, valamint Binzberger Ákos, Hirka Antal és Rábai Máttyás gimnáziumi tanárait.

Végül szeretném megköszönni szüleimnek áldozatos nevelő munkáját, mellyel mindig a legjobban segítettek és türelmesek voltak tanulmányaim alatt.

Publikációs lista

A szerző folyóiratbeli publikációi

- [1] R. Wagner, Á. Zarándy, and T. Roska, „Adaptive perception with locally-adaptable sensor array,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems I*, vol. 52, no. 5, pp. 1014–1023, 2004.
- [2] R. Wagner, A. C. Molnar, and F. S. Werblin, „Analysis of the interaction between the retinal ON and OFF channels using CNN-UM models,” *International Journal of Circuit Theory and Application* (accepted).

A szerző nemzetközi konferencia publikációi

- [3] R. Wagner, Á. Zarándy, and T. Roska, „Adaptive perception with local-adaptable sensor array,” in *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN 2004*, (Budapest, Hungary), July 2004.
- [4] R. Wagner, Á. Zarándy, and T. Roska, „High dynamic range perception with spatially variant exposure,” in *Proceedings of the 8th IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications, CNNA 2004*, (Budapest, Hungary), July 2004.
- [5] A. K. Lázár, R. Wagner, D. Bálya, and T. Roska, „Functional representations of retina channels,” in *Proceedings of the 8th IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications, CNNA 2004*, (Budapest, Hungary), July 2004.
- [6] T. Roska, D. Bálya, A. Lázár, K. Karacs, and R. Wagner, „System aspects of a bionic eyeglass,” in *Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, (Kos, Greece), pp. 161–164, May 2006.
- [7] R. Wagner and M. Szuhaj, „Color processing in wearable bionic eyeglass,” in *Proceedings of the 10th IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications, CNNA 2006*, (Istambul, Turkey), 28-30 August 2006.
- [8] K. Karacs, A. Lázár, R. Wagner, D. Bálya, and T. Roska, „Bionic eyeglass: an audio guide for visually impaired,” in *Proceedings of the IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference*, (London, UK), pp. 190–193, 29 November - 1 December 2006.

A disszertáció témaköréhez kapcsolódó publikációk jegyzéke

- [9] T. Roska, „Computer-sensors: Spatial-temporal computers for analog array signals, dynamically integrated with sensors,” *Journal of VLSI Signal Processing*, vol. 23, pp. 221–237, 1999.
- [10] T. Roska and L. O. Chua, „The CNN Universal Machine: An analogic array computer,” *IEEE Trans. Circuits and Systems, Ser.II.*, vol. 40, pp. 163–173, 1993.
- [11] T. Roska, L. Kék, L. Nemes, Á. Zarándy, and P. Szolgay (ed), „CNN software library (templates and algorithms), version 7.3,” Tech. Rep. DNS-CADET-15, Analogical and Neural Computing Laboratory, Computer and Automation Research Institute, Hungarian Academy of Sciences (MTA SzTAKI), Budapest, 1999.
- [12] F. S. Werblin, „Control of retinal sensitivity: II. Lateral interactions at the outer plexiform layer,” *The Journal of General Physiology*, vol. 63, pp. 62–87, 1974.
- [13] T. Hamamoto and K. Aizawa, „A computational image sensor with adaptive pixel-based integration time,” *IEEE Journal of Solid State Circuits*, vol. 36, pp. 580–585, April 2001.
- [14] D. Bálya, B. Roska, T. Roska, and F. S. Werblin, „A CNN framework for modeling parallel processing in a mammalian retina,” *International Journal of Circuit Theory and Applications*, vol. 30, pp. 363–393, 2002.
- [15] B. Roska and F. S. Werblin, „Vertical interactions across ten parallel, stacked representations in the mammalian retina,” *Nature*, vol. 410, pp. 583–587, 2001.

- [16] F. R. Takahashi and C. W. Oyster, „Morphologies of rabbit retinal ganglion cells with concentric receptive fields,” *Journal of Computational Neurology*, vol. 280, p. 7296, 1989.
- [17] M. Meister and M. J. Berry, „The neural code of the retina,” *Neuron*, vol. 22, pp. 435–450, March 1999.