

# BIOMORF IDŐBELI HIPERÉLESSÉG ÉS "FUNKCIÓ A MASZKRAJZBAN" VLSI TERVEZÉS

## A gyöngybagoly irányhallás-rendszerének implementálása CNN-architektúrájú idő-digitális átalakító integrált áramkörrel

*Ph.D. disszertáció*

***Mozsáry András***

Témavezető:

**Dr. Roska Tamás**  
az MTA rendes tagja

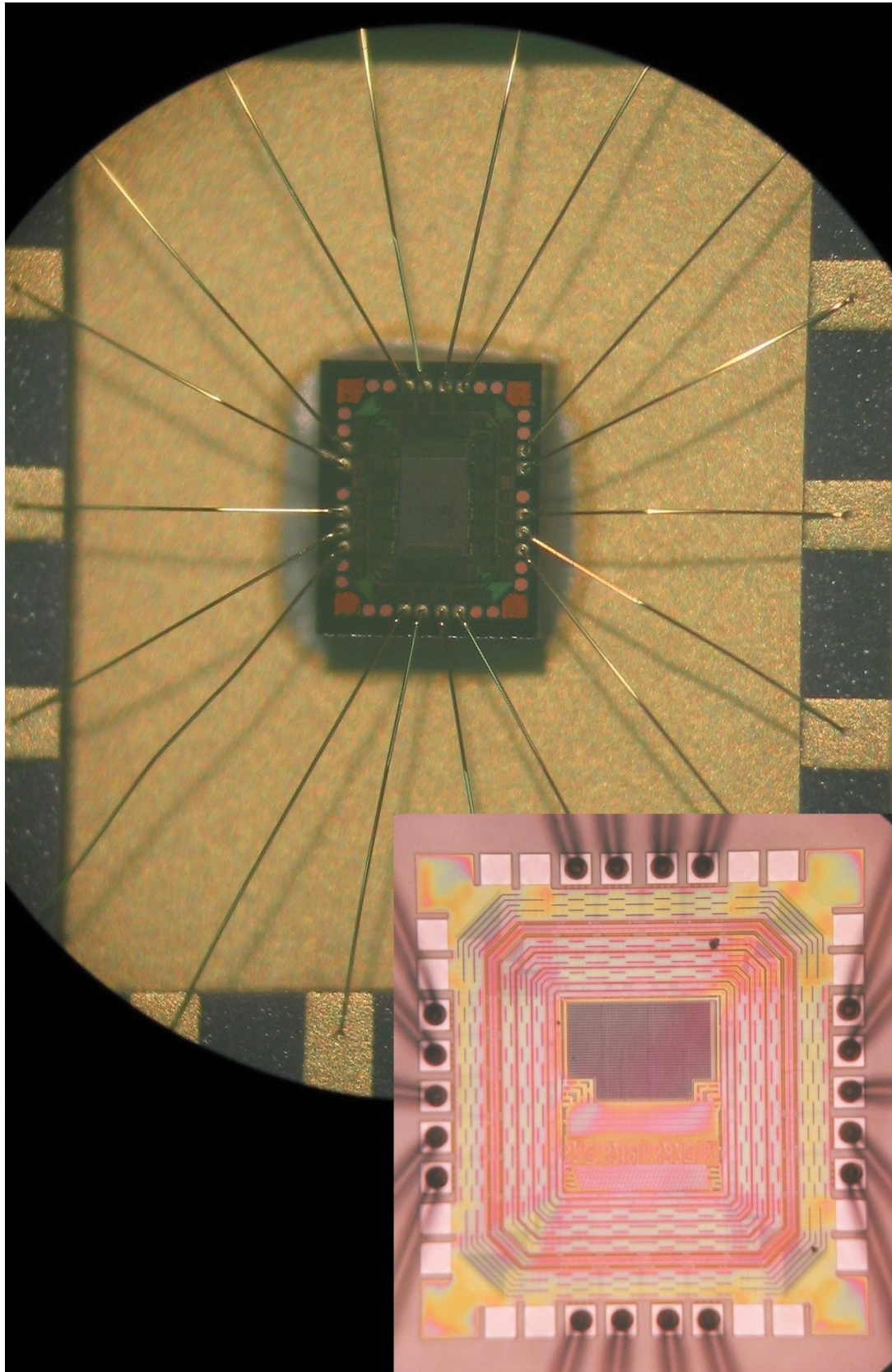


Készült  
a Pázmány Péter Katolikus Egyetem  
Információs Technológia Kar  
Interdiszciplináris Műszaki Tudományok  
Doktori Iskola  
keretében,



a Magyar Tudományos Akadémia  
Számítástechnikai és Automatizálási  
Kutató Intézet  
Analogikai és Neurális Számítások  
Laboratórium  
támogatásával

Budapest 2007



„Не кожен, хто каже до Мене:  
Господи, Господи!” Mt 7:21

## **Köszönetnyilvánítás**

Szeretnék köszönetet mondani:

- Szüleimnek.
- Dr. Roska Tamásnak, akinek lelkiismeretes figyelme végigkísérte munkámat, és aki mindenben segített és sokféleképpen támogatott. Külön köszönetet szeretnék mondani az általa biztosított rengeteg és külön-külön is elképzelhetetlenül nagy lehetőségért, amiket a kutatómunkámban alig győztem kihasználni.
- prof. Angel Rodríguez-Vázquez -nek, aki vendégül látott Sevilla-ban: a beszélgetésekért és konstruktív kritikákért.
- prof. Chin-Teng Lin -nek (林進燈), aki fogadott a kutató laboratóriumában Tajvanon, és lehetővé tette a „Hiperpontos Csip” prototípusok gyártását és bemérését.
- Jen-Feng Chung -nak (鍾仁峰)
- Dr. Levendovszky Jánosnak
- középiskolai matematika tanárainknak:
  - Görbe Lászlónak Sch.P., aki mindig ragaszkodott a tudományos igényű és szabatos gondolkodáshoz, beszédhez. ("nem ápluszbészermínuszbe, hanem két szám összegének és különbségének szorzata")
  - Varga Lászlónak Sch.P., akinél az egyetemen használt matematikatudást és a rendszeres gyakorlással kialakított matematikai alapkészséget szereztem.
- Kollégáimnak, akik elméleti és gyakorlati szaktudásukkal, ötleteikkel és útmutatásukkal segítettek kutatómunkámat.
- A Pázmány Péter Katolikus Egyetem Információs Technológiai Kar valamennyi munkatársának a harmonikus környezet biztosításáért.
- Jelenlegi munkahelyemnek, az MTA-SZTAKI Analogikai és Neurális Számítások Laboratóriumának, ahol a disszertációmát készítettem, és amellyel korábban is szoros munkakapcsolatban álltam.
- Továbbá köszönettel tartozom az OTKA támogatásoknak (legutóbb a TS40858 számú pályázat keretében)

# BIOMORF IDŐBELI HIPERÉLESSÉG ÉS ”FUNKCIÓ A MASZKRAJZBAN” VLSI TERVEZÉS

Mozsáry András

## **Kivonat**

Az Idő-Digitális átalakító (TDC, Time-to-Digital Converter) az Analóg-Digitális átalakítóhoz hasonlóan egy folytonos értékészletű bemenőjelet mér, és kvantált, logikai értéként adja meg a kimeneten. Jelen esetünkben ez a bemenőjel nem elektromos feszültség, hanem egy időkülönbség. Tehát az áramkör két elektromos impulzus között eltelt időtartamot méri. A megépített „Hiperpontos Csip” fontos jellemzője, hogy mindenekelőtt a lehető legfinomabb felbontásra törekszik. Ez napjainkban néhány pikoszekundumos tartományt jelent, tehát minden egyéb tulajdonságot a gyors működésnek kell alárendelünk. Másik szembevetendő tulajdonsága a szerkezetnek, hogy maga az átalakítás folyamata is az időzítések manipulálásával zajlik le. Tehát az elektronika hagyományaival ellentétben, nem az elektromos jelek feszültség szintjeiben, hanem az impulzusok időzítésében rejlik az információ. Tehát a mérendő időkülönbséget nem alakítjuk át, hanem az eredeti formájában dolgozzuk fel, és ez az időzítés közvetlenül kerül át a kimeneti bináris számba. Minderre kiválóan alkalmas a CNN struktúra, hiszen az áramköri terjedési késleltetések miatt amúgy is csak lokális interakció képzelhető el. A CNN helyi összekötöttségre épülő számítástechnikai eszköz, és a már meglévő felhasználási szokásokat, módszereket és tapasztalatot közvetlenül alkalmazhatjuk az Idő-Digitális átalakítóban. A megvalósítás keretrendszere a CNN struktúra. Az alapötletet viszont a biológia szolgáltatja: Nagy érdeklődés veszi körül az úgynevezett „hiperélesség” (hyperacuity) jelenségét a neurobiológusok, az idegtudomány körében. Ez lényegileg azt jelenti, hogy érzékszerveink pontossága, felbontása általában jóval nagyobb, mint amit az egyes receptorok szelektivitása megengedne. A mechanizmus kulcsa az érzékelő tömbök használata. Vagyis minden érzékszervben a receptorsejtek tömegei helyezkednek el, és nem csupán érzékelés a feladatuk, hanem egymás közti összeköttetéseikkel alapvető előfeldolgozást is megvalósítanak. Így képesek arra, hogy a sejtek egyedi pontatlanságán túlmutató finomságú receptív mezőt

hozzanak létre. A hiperélességgel kapcsolatos biológiai kutatásokhoz általában gyöngybaglyot használnak kísérleti állatként. Ennek az az oka, hogy a gyöngybagolynak kimagaslóan jó az irányhallása: a hallott hangok, neszek alapján akár vaksötétben is képes elkapni a pockokat, egereket. Emögött egy mára már anatómiailag feltérképezett agyi irányhallás-központ áll, amelynek a szabályos struktúrája majdnem közvetlenül átültethető CNN-re. A CNN struktúra alkalmazását az is vonzza, hogy száznanométeres technológiai csíkszélesség-méret (Feature Size) alatt új kihívással nézünk szembe a VLSI tervezésben: az egyes részegységek chipen belül való elhelyezkedése (Floorplanning) nem lesz többé tetszőleges. Az adott egység funkciója nagymértékben befolyásolja ezt az összeköttetések késleltetése és zajterhelése miatt. Ezzel szemben, ha kizárólag, vagy legalábbis túlnyomórészt közvetlen szomszédossági összeköttetéseket alkalmazunk, a késleltetések és áthallások kedvezőtlen hatását jórészt kiküszöbölhetjük. A következőkben egy új tervezési módszer kerül bemutatásra, az úgynevezett "Funkció a Maszkrajzolatban" (Function-in-Layout), amelynek legfőbb ismérvei: szabályosan ismétlődő, reguláris áramköri maszk rajzolat, helyi (szomszédos) összekötöttség, funkcióval felruházott áthallási effektusok. Ennek egy Bio-inspirált mintapéldájaként hiperéles integrált áramkör készült el, a „Hiperpontos Csip” (Hyperacuity Chip), amely egy hatékony alkalmazása a Funkció Maszkrajzolatban tervezési metodikának. Az időbeli hiperélesség (Hyperacuity in Time) elvén alapuló biomorf Hiperpontos Csipnek 29.3 pikoszekundumos felbontása van, amely egy fénysugár számára 1 centiméter megtett úthosszt jelent. A prototípusok 0.35 mikronos CMOS technológiával készültek, és 100Mps átalakítási sebesség mellett mértem rajtuk. Bár hozzá kell fűzni, hogy a sebességi korlátot a chip lábmeghajtó áramkörének a gyengesége miatt kaptam. A szimulációs eredmények tanúsága szerint a digitális kimeneti érték ennél nagyobb sebességgel keletkezik a chipen belül. Ezek alapján joggal tartható az 1.9ns –os tartományból származó elméleti 500Mps-os felső határ a Hiperpontos Csip végsebességének. Tekintetbe véve a skálázhatóságot, szimmetriát és sebességi előnyöket, a tudományos irodalomban megtalálható többi Idő-Digitális Átalakító chiphez viszonyítva hatékonyabb helykihasználást és tápáram fogyasztást tanúsít a Hiperpontos Csip a nagy pontosság elérése érdekében. A jövőben előreláthatólag a Funkció a Maszkrajzolatban metodika egyre fontosabb lesz, a száz nanométer alatti CMOS technológiák világában, és egy főként helyi összekötöttségű struktúra ritkás busz-jellegű vezetékekkel kiegészülve fogja sok áramkör kiindulási alapját jelenteni.

# TARTALOMJEGYZÉK

<b>Köszönetnyilvánítás.....</b>	<b>3</b>
<b>Kivonat.....</b>	<b>4</b>
<i>1. Fejezet</i> <b>BEVEZETŐ</b>	
<b>1.1. Az Érzékelő Számítógépek .....</b>	<b>9</b>
<b>1.2. Funkció a Maszkrajzolatban.....</b>	<b>10</b>
<b>1.3. A dolgozat felépítése .....</b>	<b>14</b>
<i>2. Fejezet</i> <b>CELLULÁRIS NEURÁLIS HÁLÓZAT</b>	
<b>2.1. A CNN paradigma .....</b>	<b>17</b>
2.1.1. Celluláris Neurális Hálózatok .....	17
2.1.2. Neuron modellezés CNN-nel .....	23
<i>3. Fej.</i> <b>A HANGLOKALIZÁLÓ RENDSZER IDŐKÓDOLÓ PÁLYÁJÁNAK CNN MODELLJE</b>	
<b>3.1. Az időbeli hiperélesség.....</b>	<b>26</b>
3.1.1. A hiperélesség „kellékei” .....	27
<b>3.2. A neuromorf információs eszközökről általában .....</b>	<b>28</b>
<b>3.3. A hanglokalizáció fizioiógiája.....</b>	<b>30</b>
<b>3.4. A hanglokalizáció anatómiája .....</b>	<b>32</b>
<i>4. Fejezet</i> <b>FUNKCIONÁLIS MODELLEK</b>	
<b>4.1. A funkcionális modellezés célja.....</b>	<b>39</b>
<b>4.2. A konvolúció értelmezése téridőben.....</b>	<b>39</b>
4.2.1. Időből kétdimenziós térbe való átalakítás: CNN hullám .....	40
<b>4.3. A detekciós folyamat távközléseméleti keretben .....</b>	<b>40</b>
<b>4.4. Az algoritmusok összehasonlítása .....</b>	<b>44</b>
<b>4.5. Hiperélesség a Flash rendszerű Analóg-Digitális átalakítókbán.....</b>	<b>46</b>
<i>5. Fejezet</i> <b>AZ IDŐ-DIGITÁLIS KONVERTER</b>	
<b>5.1. Bevezetés .....</b>	<b>50</b>
<b>5.2. Idő-digitális átalakító áramkörök .....</b>	<b>50</b>
<b>5.3. Számlálók és Interpolátorok .....</b>	<b>52</b>
5.3.1. A számláló.....	52
<b>5.4. Interpolátor Architektúrák .....</b>	<b>53</b>
5.4.1. Lineáris Késleltető Lánc .....	54
5.4.2. Differenciális Késleltető Láncok .....	54
5.4.3. A Vernier-elv.....	56
5.4.4. Arrays of DLLs.....	57
5.4.5. Ciklikus impulzus zsugorítás .....	58
<i>6. Fejezet</i> <b>A BIO-INSPIRÁLT IDŐ-DIGITÁLIS ÁTALAKÍTÓ</b>	
<b>6.1. Alapfelépítés.....</b>	<b>60</b>
6.1.1. Mít nevezünk Idő-Digitális átalakítónak? .....	60
6.1.2. Biológiai kiindulópont .....	60
6.1.3. Az anatómia lemásolása elektromos áramkörre .....	62
<b>6.2. Funkcionális leírás.....</b>	<b>64</b>
6.2.1. Analitikus leírás.....	65
6.2.2. A késleltetés-tartománybeli számítás alapelemei.....	70

---

<i>7. Fejezet</i>	A CNN-TDC ÁRAMKÖR	
<b>7.1.</b>	<b>Biomorf struktúra és Bio-inspirált funkció</b> .....	<b>71</b>
<b>7.2.</b>	<b>A Hiperpontos Csip felépítése</b> .....	<b>71</b>
7.2.1.	Topografikus leképezés .....	72
<b>7.3.</b>	<b>A CNN-tömb működése</b> .....	<b>75</b>
7.3.1.	A CNN-es feldolgozó blokk méretezése, futási ideje .....	76
<b>7.4.</b>	<b>Áramkörtechnikai Részletek</b> .....	<b>77</b>
7.4.1.	A CNN cella áramköri szimulációja SPICE keretrendszerben .....	78
<i>8. Fejezet</i>	INTEGRÁLT ÁRAMKÖRI MEGVALÓSÍTÁS	
<b>8.1.</b>	<b>A megvalósítás célja</b> .....	<b>83</b>
<b>8.2.</b>	<b>A chip-terv újdonságai</b> .....	<b>83</b>
8.2.1.	Az élő idegsejttől a módosított CMOS inverterekig .....	84
8.2.2.	A Hiperpontos Csip prototípusai .....	90
<i>9. Fejezet</i>	MÉRÉSI EREDMÉNYEK, KVALITATÍV ÖSSZEHAONLÍTÁS	
<b>9.1.</b>	<b>Mérések</b> .....	<b>96</b>
<b>9.2.</b>	<b>Összehasonlítás</b> .....	<b>100</b>
<b>9.3.</b>	<b>Előrejelzés 90nm -re</b> .....	<b>103</b>
<b>9.4.</b>	<b>Összefoglalás</b> .....	<b>103</b>
<i>10. Fejezet</i>	ÖSSZEFOGLALÁS, ÚJ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK	
<b>10.1.</b>	<b>Funkció a maszkrajzban</b> .....	<b>105</b>
<b>10.2.</b>	<b>Alkalmazott módszerek</b> .....	<b>107</b>
<b>10.3.</b>	<b>Tézisek</b> .....	<b>108</b>
<b>10.4.</b>	<b>Az eredmények alkalmazási területei</b> .....	<b>110</b>





## BEVEZETŐ

### 1.1. Az Érzékelő Számítógépek

Logikai információkkal végzett logikai műveletekben, logikai problémák megoldásában a Neumann-architektúra az elmúlt fél évszázadban fényesen bizonyított. Ezenkívül a digitális számítógép flexibilitása, programozhatósága miatt általánosságban megfogalmazott de nem természetszerűleg diszkrét feladatokra is kiválóan alkalmas. Érzékelőink ugrásszerű fejlődésével (gondolok itt a kamerák, digitális fényképezőgépek, stb. felbontóképességére, sebességére, árcsökkenésére) egy nagy űr tátong a hatalmas érzékelt információ - tenger (nagy sebességű, több Mbps képfolyamok) és az irányításhoz, döntéshez szükséges egyszerű logikai adatok között (pl. mi van, és hol? arcfelismerésnél: ő kicsoda?) Egy bizonyos értelemben vett analóg/digitális átalakítást kell végeznünk. A bejövő hatalmas információmennyiségen komplex operátorokkal kell dolgoznunk, amelyek képesek fogadni ilyen adattömeget valós időben. Mivel napjaink digitális számítógépei a képfolyamok valós idejű feldolgozására nem alkalmasak, olyan alkatrészrel, műveletvégző egységgel kell dolgoznunk, ami a Turing gép számítástudományi modelljére épülő eszközöknél gyorsabb. Tehát a digitális áramkörök fejlődése mellett lassan elérkezik a speciális érzékelő-szintű, előfeldolgozó területeken, nagy adatsebességű, heurisztikus gondolkodást is megengedő feladatokra az analóg dinamikájú dedikált Hardware-ek kora.

A Celluláris Neurális hálózatok (CNN) [1][2] és az erre épülő analogikai Celluláris számítógép (CNN-UM) [3] olyan problémákra nyújt megoldást ma, melyet a hagyományos digitális rendszerek valószínűleg csak a távoli jövőben fognak csak hatékonyan kezelni [4]. Egyszerű celluláris és lokálisan összekötött architektúrája miatt áramköri integrációja nem terhes egyéb más mesterséges neurális áramkörök robbanásszerűen növekvő komplexitásától. Továbbá cellái, az egyedi analóg szenzorikus processzorainak párhuzamos működése azt a lehetőséget rejti magában, amelyre más szekvenciális rendszer nem képes: a külvilág jeleinek folytonos érzékelése és egyidejű, azonnali földolgozása. Mindezek az architektúrát kiemelten alkalmassá teszik nagysebességű képfeldolgozásra [5], és általában komplex téridőbeli folyamatok emulálására, mint például az emberi elsődleges látórendszer [6].

A celluláris neurális hálózatok fontos alkalmazási területe a biológiai modellezés. A kutatók igen korán felfedezték a CNN alkalmazhatóságát a látórendszer és ezen belül a retina funkcionális működésének modellezésére [7]. Szembeötlő hasonlóság van ugyanis a kétdimenziós CNN tömb és a két dimenzióban érzékelt és feldolgozott vizuális ingerület útja között. Ezenkívül a látás-folyamat az agy mindeddig legjobban feltérképezett része. A CNN alapú modellezés lehetőséget ad újabb - a biológiai rendszerek működésére utaló - hipotézisek felállítására is. Kidolgozásra került a "bionikus szem" (mesterséges retina) és az arra épülő olyan új eszközök elmélete, mint a "vizuális egér" és a "bionikus szemüveg" [8]. Ez a disszertáció egy új területen kísérli meg a CNN reguláris szerkezetében, párhuzamos architektúrájában rejlő lehetőségeket munkába fogni. A hangérzékelés egyik agyi feldolgozóközpontja, az irányhallás anatómiája CNN-hez hasonló reguláris struktúrát mutat. A hanglokalizáció biológiai példája alapján kifejlesztett áramkör a „Hiperpontos Csip”, és az áramkörfejlesztéssel együtt kialakított metodika képezi a jelen disszertáció tárgyát.

## 1.2. Funkció a Maszkrajzolatban

A technológiai méretcsökkenés, együtt a tároltprogram-vezérlésű számítógép architektúrával, és a moduláris interfész-programozással egy példátlan, robbanásszerű fejlődést okozott az elektronikában az elmúlt ötven év folyamán. A nagy bonyolultságú számítástechnikai, mikroelektronikai rendszerek fejlesztése manapság független rétegekben zajlik. A különböző diszciplínák egymással jól definiált, legfinomabb részletig szabványosított interfészekben kapcsolódnak. Így könnyen lehet változtatni, fejleszteni a rendszer egyes összetevőit a többi részlet ismerete nélkül. Kiemelten érvényes ez a szoftverfejlesztésre, ahol a moduláris építkezést egyetlen funkció leprogramozása közben is alkalmazzák, több apró egymástól független részfeladatra bontva azt. A szoftverfejlesztés hardware-es lehetőségektől látszólag független volta, és a programozók külső körülményektől független találékonysága olyan gazdasági felhajtó erőt képvisel, amely hasonlít egy váratlanul és teljesen ingyen felbukkanó természeti kincsre, nyersanyagforrásra. A szoftveres lehetőségek végtelennek tűnő tárházának első és legközvetlenebb hasznélvezője a mikroelektronika. A szoftveres alkalmazások felkutatják a piacot, igényeket, megrendeléseket generálnak, és házhoz hozzák a mikroelektronika számára a keresletet. A mikroelektronika az újabb és újabb alkalmazások megjelenésének, több évtizeden át stabil felvevőpiac létezésének

---

köszönhetően töretlen fejlődésnek indult. Ebben lényeges szerepet játszott a technológia finomításának akadálytalan volta. Kulcsfontosságú volt ugyanis, hogy az integráltság mértékének növelésével a félvezető eszközök fizikai tulajdonságai változatlanok maradtak. A litográfiai eszközök finomítása, a szennyezőanyagok koncentrációjának csökkentése, a pontatlanságok visszaszorítása, tehát az összességében vett technológiai fejlesztés rengeteg apró technikai feladat megoldását jelentette. Ez a sok kicsi feladat utólagosan visszatekintve már egyszerű pénzkérdésnek látszik. A mindig megoldhatónak bizonyuló technológiai feladatok állandó piaci kereslet mellett való kamatozása ritka példaként egy töretlen befektetés-fejlesztés-termelés-értékesítés-befektetés... körforgást valósított meg. A folyamat mérőszámai egy hibátlan exponenciális függvényt valósítottak meg. Mivel az exponenciális növekedés kamatos kamattal is modellezhető, saját utólagos értelmezésében a fejlődés exponenciális ütemét jórészt a töretlen üzleti siker diktálta. Ezen mutatók nemcsak a gazdasági paraméterekre vonatkoznak, sőt elsősorban a technológiai paramétereken figyelték meg a szabályos időszakonként többszöröződő értékeket. Az egy chipre integrált tranzistorok méretének exponenciális zsugorodását kifejező Moore-törvény [9] egészen napjainkig érvényben tudott maradni. A technológia fejlődését előrejelző irányvonalak azonban lassulást [10] kezdenek mutatni. A 180 nanométeres csíkszélességet elhagyva, különösen a kétszámjegyű (<100nm) litográfiából kiinduló technológiák használatakor gyökeresen új jelenségekkel találkozunk a tervező. Új megoldások látnak napvilágot a *hőleadás csökkentésére*: például átmeneti kikapcsolással készenléti állapotba kerülnek olyan műveletvégző részegységek, amikről feltételezhető szoftveres becslés alapján, hogy egy ideig nem lesz rájuk szükség. Sőt, a *huzalozás késleltetése jelentősebbé válik a kapukésleltetésnél*. A két távoli blokk szinkronizációja lesz az egyik legnehezebb feladat. Ezek a problémák abból fakadnak, hogy a vezetékeket többé nem tekinthetjük ekvipotenciális felületeknek. Emellett a tervezők új, bio-inspirált megoldások irányába is kutatnak. Ennek egy kiváló példája a Celluláris Neurális/Nemlineáris Hálózat (Cellular Neural/Nonlinear Network, CNN) [1] és az azon alapuló CNN-hullámszámítógép [2][11]. Ebben a Celluláris Analóg Processzortömbben kommunikáció kizárólag a szomszédos processzáló elemek között van, és a sebességet csakis a parazita kapacitások korlátozzák. A szomszédos kapcsolatok erőssége és irányultsága határozza meg az egész tömb funkcióját, a téridőbeli hullámot. Ez a technológiának a szubmikronos tartományával könnyen összeegyeztethető elemi hullám-utasítás beágyazódik egy tárolt-program vezérlésű (TPV) celluláris hullámszámítógép struktúrába, amit CNN Univerzális Gépnek nevezünk (CNN-

Universal Machine, CNN-UM) [4]. A processzáló elemek analóg módon működnek, avagy megvalósíthatóak emulált digitális változatban is. A bonyolultabb processzáló elemek tartalmazhatnak helyi memóriacellákat elosztott rendszerű információ tárolásra, analógot és digitálisat egyaránt. A rácson kibontakozó téridőbeli dinamika határozza meg az elemi számítási lépést. Ezen kívül az érzékelés és a feldolgozás egybe integrálható. Mindez csak egy lehetőség a "Funkció a Maszkrajzolatban"-elv alapján gondolkodók számára. A kétállapotú logikai rendszereken (Boolean Logic) túllépve föl kell ismernünk, hogy a tranzisztor messze több mint egyszerű kapcsolóelem. A számítástudomány ezen új ága a klasszikus bináris logikához képest teljesen eltérő módon működik. Például az emlősállatok látószerve, a retina működik ilyen módon [8]. A retina "programnyelvén" a Neumann János által meghatározott aritmetikus mélység igen alacsony, ugyanis az elemi utasítás, a nemlineáris hullámdinamika az egyik legnagyobb számításigényű feladat a digitális számítógépek számára. Ugyanez a programozott Celluláris Neurális Hálózat belső elektromos kölcsönhatásaiban egyetlen lépésben lejátszódik, és nem marad más hátra, mint regisztrálni az eredményt. [4]

A folyamatosan miniaturizálódó CMOS integrált áramköri gyártástechnológia a 180 nanométeres csíkszélesség elérése előtt nem fejtett ki komoly hatást az áramkörtervezésre. Ezen a szinten már az elektromos jelek terjedési késleltetése főleg a huzalozásnak köszönhető [12]. Ezenkívül  $0.13\mu\text{m}$  alatt a hőfejlődés, a disszipáció is komoly problémát jelent. A  $0.35\mu\text{m}$ -es technológia eléréséig a MOS tranzisztor GATE elektródjának kapacitása jelentette a késleltetés fő okát. A fordulópontot a 0.25 mikronos áramkörök jelentik, miután itt a jelterjedési késleltetés fele származik az alumínium huzalozás kapacitásából és a másik fele a tranzisztorok terhelőkapacitásából. A tovább növekvő integráció-sűrűség következtében (0.18, 0.13, majd 0.09 mikron) a tranzisztoros kapukésleltetés jelentősége eltörpül, és helyette a huzalok vezetése, másszóval a vezetékvezés kialakítása jelenti a digitális áramkörök tervezésének sarkalatos pontját. Történetileg ezt tekinthetjük a mély szubmikronos tartomány (<100nm) első olyan problémájának, amely a Moore által jósolt exponenciális fejlődésnek képes lesz gátat szabni, és mintegy előfutára a többi mikroelektronikai és részecskefizikai problémának, amelyek száz nanométer alatt kezdenek jelentkezni.

Valahányszor az algoritmikus szintű célkitűzés megkívánja, hogy valamilyen művelethez felhasználjunk egy információt, ami történetesen fizikailag épp a chip másik sarkában tárolódik, egy hosszú alumínium vagy újabban réz vezetékdarabot húzunk ki a chip teljes szélességében. Ez azután nagy kapacitív terhelést és emiatt késleltetést jelent, másfelől

---

pedig az összes területen, ahol ez a vonal keresztülmegy, áthallást, vagyis kapacitívan becsatolt zajt okoz. A "Funkció a Maszkrajzolatban" megközelítés egy olyan metodika, aminek segítségével a funkciót, annak áramköri megvalósítását, és az ezt fizikailag megtestesítő maszkrajzolatot egységesen kezelő rendszerek építhetők. A lényege a hardver-szoftver együttes fejlesztésének kiterjesztése. Eszerint nem ragaszkodunk egy alap prototípus struktúrához, ellenkezőleg: a szubmikronos tartomány lehetőségeivel harmonizáló, geometriai-fizikai értelemben legegyszerűbb egységekből és összeköttetésekből kiindulva a magas szintű funkcióra, mint rendezőelvre hagyatkozva alakítjuk ki a szerkezetünket. Ennek a folyamatnak során biológiai, ezen belül főként az idegtudományból vett példák segítenek minket abban, hogy az architektúrát helyi összeköttetések majdnem kizárólagos alkalmazásával alakítsuk ki. Ez annak köszönhető, hogy a látó, halló és tapintóérzékelés és feldolgozás topografikus marad egészen az agykérgi területekig. Ez magával vonja azt is, hogy a receptív mezőn belül a szomszédos aktivitást egymás közvetlen szomszédságában elhelyezkedő idegsejtek reprezentálják, tehát jogosan képezzük le az ilyen rendszereket a maszkrajzolon egymás tőszomszédságában helyet foglaló tranzistoros áramkörökre.

Az általam bevezetett „Funkció a Maszkrajzolatban” tervezési elv egyik első megjelenése onnan eredeztethető, hogy a Celluláris Neurális Hálózat [2] a masszív paralelizmus érdekében a hardver szintjén szükségessé tette a helyi összekötöttséget. Az analogikai vizuális mikroprocesszor chip-család sikere [13][14][15] bizonyítja a "Funkció a blokkok chipen belüli elhelyezkedésében" (Function in Floorplanning) megközelítés életképességét. Innentől már csak egy lépés a mikroelektronikában mélyebbre ásni: ha tovább csökkentjük az összeköttetések hatósugarát, akkor a "Funkció a Maszkrajzolatban" világában találjuk magunkat. Erre előbb-utóbb amúgy is rákényszerítene minket a száz nanométer alatti technológiák parazita hatásokkal agyonterhelt volta.

Az időbeli hiperélesség (Hyperacuity in Time) CNN algoritmus [16] egy ragyogó alkalmat teremt arra, hogy kipróbáljuk az első igazi maszkrajzolatba beágyazott funkciót. Ez azért válik lehetővé, mert a hiperélesség művelete egy reguláris rács-szerkezetű egységen hajtható végre. Minden rácspontban egy egyszerű elem foglal helyet, amelynek a dinamikája fél tucat tranzistorral megépíthető. Ilyen parányi szilíciumfelületen, ilyen kis tranzisztorszámból kifolyólag a huzalozáshoz néhány mikronnál hosszabb vezetékre egyáltalán nincs szükség. A nemsokára széles körben elterjedő 0.13 és 0.09 mikronos CMOS technológia áthallási távolsága már átívelheti ezt a cellától celláig megteendő

utat. Ezáltal lehetővé válik, hogy a cellaközi interakciót maguknak a parazitáknak segítségével valósítsuk meg: Kapacitív csatolással létrehozott szomszédsági kommunikációs kapcsolattal. Az adatátvitelt vezeték nélkül oldhatjuk meg, ebből kifolyólag a tervet nem a kapcsolási rajz szintjén kell majd optimalizálni, hanem a maszkrajzolatban. Ehhez az összes parazita hatást figyelembe vevő maszk-visszafejtésre van szükség, ami számításba veszi az összes ismert jelenséget a lehető legapróbb részletességig. Természetesen a celluláris, és cellánként alig egy tucat tranzisztort tartalmazó egyszerű processzáló elemek esetében ez az aprólékos maszk-visszafejtés még egyszerű keretek között elvégezhető. A maszk-rajzolatban való gondolkodás túllép azon a fölfogáson, hogy a tranzisztor csupán egy három kivezetésű elektronikai eszköz. A funkciónak közvetlenül maszk-rajzolatba való átültetése adta a nevet a „Funkció a Maszkrajzolatban” (Function in Layout) módszernek. Az alapkövetelmények a következők:

- *Processzáló elemek*, és az egyes alkatrészek akár gyártástechnológiai értelemben, akár más, alkalmazás megszabta cél szempontjából (hőleadás, időigény, stb.) minimális, vagy közel minimális méretűek. Az ebből adódó egyéb paraméterekből lesznek a műveletvégzéshez felhasznált alaptulajdonságok, nem pedig parazita mellékhatások.
- A *vezetékezés* jelentős késleltetését időtranszformációként hullámtulajdonságok kialakításához használjuk fel. Tehát esetünkben a huzalok a műveletvégzésre tervezett hullámtér alkatrészei.
- A tulajdonképpeni *Funkciót* végső soron az összeköttetések definiálják, mind a fémes kapcsolatok, mind a „parazitának” nevezett kapacitív áthallások együttesen. Tehát a Maszkrajzolatnak kulcsszerepe van.

### **1.3. A dolgozat felépítése**

A következő bevezető jellegű fejezet a CNN elméleti alapjait ismétli át, kitérve a neuronmodellzés szempontjából jelentős nemlineáris és késleltetés (delay) típusú template – ekre. A CNN –es neuron modellezést is érintve bemutatásra kerül a legsikeresebb, az időbeli hiperélesség szimulációjában is felhasznált ú.n. Neuromorf modell is.

A harmadik fejezetben találjuk a gyöngybagoly irányhallás-mechanizmusának leírását, a biológiai szakirodalom legújabb eredményeit, az anatómia részletes bemutatását. Az

---

irányérzékelő idegközpont működését is figyelemmel kísérhetjük a közreadott CNN alapú szimulációk segítségével.

Az időbeli hiperélesség jelenségét, mint detekciós algoritmus fenomenológiai szinten összehasonlítottam két másik elméletben definiált detekciós eljárással. Ezt találjuk a negyedik fejezetben. Ebből az összehasonlításból a detekció számítási nyereségére következtetek, és a CNN tömb optimális méretére keresem a választ. Ezután kis kitérőként az átlagolás (averaging) technikáját mutatom be, ami bár nagyon hasonlít a biológiai hiperélességre, mégis tőle teljesen független innováció hozta létre az analóg-digitális átalakítók fejlesztése nyomán.

Az ötödik fejezet összefoglalást ad az időmérés régi és mai feladatáról, és az irodalomban publikált legutóbbi integrált áramkörök áttekintésével bevezetést nyújt az Idő-Digitális Átalakítók alternatív architektúráiba. A különböző Időmérő chippek és alapelvek közti kvantitatív összehasonlítás azonban nem itt található, hanem csak a disszertáció végén, amikor már a legyártott biomorf Hiperpontos Csip mérési eredményei terítékre kerülnek.

Az időbeli hiperélesség témáján előttem dolgozó tudományos kutatók hosszú évek alatt fölhalmozott tapasztalata biológiai kísérletektől egészen a numerikus CNN szimulációig ívelt. A többcsatornás fiziológiai áramköri modellből származó nemlineáris késleltetett CNN-template-eket tovább egyszerűsítettem: Először megismételtem a [16] numerikus CNN-szimulációt, majd a hagyományos differenciálegyenlet megoldó algoritmuson alapuló CNN-UM szimulátort elhagyva, MATLAB<sup>®</sup> alapon kerestem a viselkedés alapú egyszerűsítést. A célom az volt, hogy csupán néhány tranzisztorból álljon a nem programozható CNN tömb, ami a hiperélesség műveletét cellánként minimális áramköri tranzisztorszámmal és tranzisztormérettel, tehát maximális sebességgel végrehajtja. A funkcionális alapon való egyszerűsítést, ami magának a CNN állapotegyenletnek az átalakítását is magával vonta, a hatodik fejezet írja le. Itt található a CNN hullámszámításról MATLAB<sup>®</sup>-bal készült szimulációt, amivel a Hiperpontos Csip CNN tömbjének a méretét verifikáltam.

A hetedik fejezet a kész chiptervet mutatja be, láthatjuk az egyes blokkok chipen belüli elhelyezkedését (Floorplanning) és a CNN-hullámot post-Layout szimulációban. Ez a rész tárgyalja a CNN cella hat tranzisztoros kapcsolási rajzát, és az egyes cella viselkedését tranzisztor alapú áramkörszimulátorral (SPICE) analizálja.

A nyolcadik fejezet a kapcsolástechnikai részleteket tartalmazza, az áramköri blokkok fejlesztéséből ad ízelítőt, és a konkrét végleges kapcsolási rajzokat és áramköri

tulajdonságokat közli. Ez a fejezet ír az első és második prototípus sorozatról, a tesztkörnyezet felépítéséről, és mikrofotográfiákkal dokumentálja a chipeket.

A kilencedik fejezetben találjuk a mérési eredményeket, ezek kiértékelését, és itt vannak a táblázatos összehasonlító értékek a bemért és publikált időmérő chipokról. Kétféle költségfüggvényt is komponáltam, amikkel kvantitatív összehasonlítást végzek magam és mások chipjei között. Az eredmények összefoglalása és a jövőt illető becslések zárják a dolgozatot.



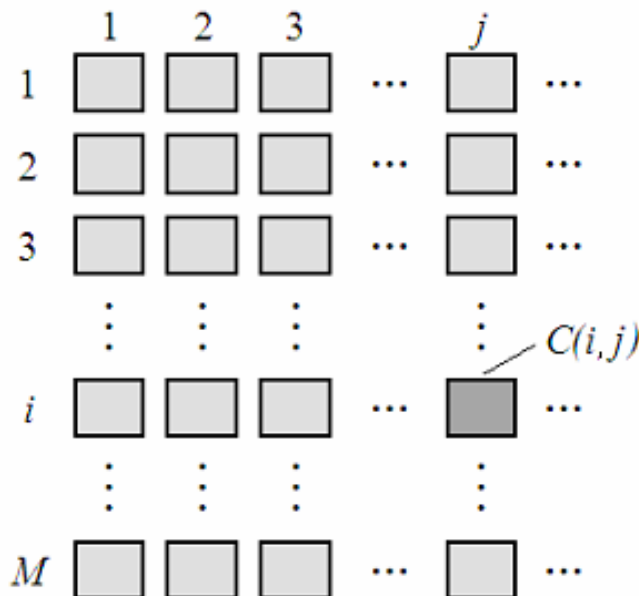
## CELLULÁRIS NEURÁLIS HÁLÓZAT

### 2.1. A CNN paradigma

Lassan két évtizede már annak, hogy a Celluláris Neurális/Nemlineáris Hálózatok (CNNs) elmélete napvilágot látott [1]. Azóta több kutató illetve kutatócsoport kapcsolódik be világszerte a CNN kutatásba. Eredményeiket nagyobb részét a két évente megrendezendő CNNA (IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications) konferencián ismertetik illetve vitatják meg. Az első ilyen konferenciát 1990-ben Budapesten rendezték meg. Azóta több számos európai nagyváros, sőt egyszer még Hsinchu (Tajvan) is helyet adott az egyre nagyobb részvétellel bíró és nemzetközileg elismert konferenciának.

#### 2.1.1. Celluláris Neurális Hálózatok

A Celluláris Neurális/Nemlineáris Hálózat (CNN) két (esetleg több) dimenziós, szabályosan elhelyezkedő, nemlineáris dinamikájú cellákból épített, lokálisan összekötött analóg processzor tömb.

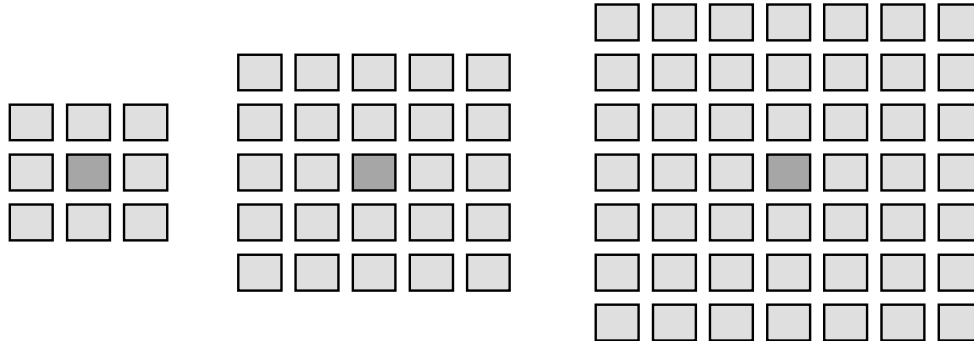


2.1. ábra: A CNN architektúrát reprezentáló  $M \times N$ -es négyzetrács.

Legegyszerűbb esetben a hálózat egy  $M \times N$ -es négyzetráccsal reprezentálható (2.1. ábra), amelynek minden cellája a saját közvetlen ( $r = 1$  sugarú) környezetével van összekötve. A  $C(i,j)$  cella  $r$ -sugarú környezetén az

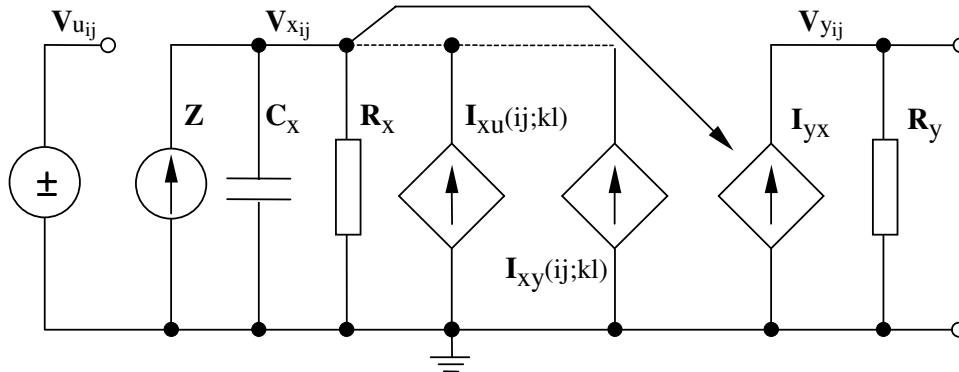
$$S_r(i,j) = \left\{ C(k,l) \mid \max_{1 \leq k \leq M, 1 \leq l \leq N} \{|k-i|, |l-j|\} \leq r \right\} \quad (2.1)$$

cella-halmazt értjük (2.2. ábra).



2.2. ábra: Egy CNN cella  $r = 1$ ,  $r = 2$  és  $r = 3$  sugarú környezete, amelyet  $3 \times 3$ -as,  $5 \times 5$ -ös és  $7 \times 7$ -es szomszédságnak is szoktak nevezni.

Egy elemi CNN cella felépítése a 2.3. ábrán látható.



2.3. ábra: A CNN cella felépítése, ahol:

$$I_{xu}(ij;kl) = B_{j,kl} v_{u_{kl}} \quad I_{xy}(ij;kl) = A_{j,kl} v_{y_{kl}} \quad I_{yx} = \frac{1}{2R_y} (|v_{x_{ij}} + 1| - |v_{x_{ij}} - 1|)$$

A cella állapotának szomszédaitól való függését súlytényezők határozzák meg, melyek együttesét template-nek nevezzük (2.4. ábra).

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{-1j-1} & a_{-1j} & a_{-1j+1} \\ a_{j-1} & a_j & a_{j+1} \\ a_{+1j-1} & a_{+1j} & a_{+1j+1} \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_{-1j-1} & b_{-1j} & b_{-1j+1} \\ b_{j-1} & b_j & b_{j+1} \\ b_{+1j-1} & b_{+1j} & b_{+1j+1} \end{bmatrix} \quad z = z_{ij}$$

2.4. ábra: 3x3-as template általános alakja.

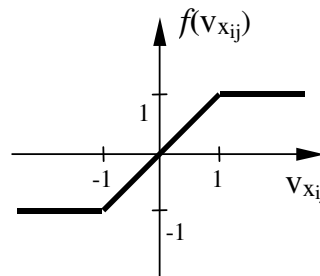
A template-nek van visszacsatoló (kimeneteket súlyzó) és előreacsatoló (bemeneteket súlyzó) része. Ennek megfelelően megkülönböztetünk  $\mathbf{A}$  és  $\mathbf{B}$  template-et. A CNN dinamikáját az  $\mathbf{A}$  és  $\mathbf{B}$  template-eken kívül a  $z$  eltolási áram (**bias**) is szabályozza. Legegyszerűbb esetben (3x3-as szomszédság) tehát a CNN dinamikáját 9 visszacsatoló, 9 előreacsatoló, és egy eltolási áram-értékkel, azaz összesen 19 számmal adjuk meg. Ezen 19 számból álló template a CNN egy elemi utasítása, amely önmagában egy komplex tér-időbeli dinamikát “kódol”, megoldást adva ezáltal egy-egy konkrét feladatra. Néhány template-ből és logikai műveletből készül az analogikai (analog és logikai) algoritmus.

A hálózat dinamikáját az alábbi differenciálegyenlet-rendszer (2.2) írja le:

$$C_x \frac{dv_{x_{ij}}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x} v_{x_{ij}}(t) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} A_{j;kl} v_{y_{kl}}(t) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} B_{j;kl} v_{u_{kl}}(t) + z_{ij} \quad (2.2)$$

$$v_{y_{ij}}(t) = f(v_{x_{ij}}(t)) = \frac{1}{2} (|v_{x_{ij}}(t) + 1| - |v_{x_{ij}}(t) - 1|), \quad i = \overline{1, M}; j = \overline{1, N}. \quad (2.3)$$

A (2.3) egyenlet által megadott függvényt, amelynek grafikonja a 2.5. ábrán látható, standard nemlinearitásnak nevezzük.



2.5. ábra: A CNN cella kimeneti karakterisztikája.

Amennyiben  $A_{ij;kl}$ ,  $B_{ij;kl}$  értékei pozíció-függetlenek, vagyis nem függenek  $i$  és  $j$  értékeitől, azt mondjuk, hogy a template térinvariáns. Ha az eltolási áram értéke celláról cellára változik, eltolási áramtérképről (bias map-ról) beszélünk. Leggyakrabban azonban az eltolási áram értéke helyfüggetlen ( $z_{ij} = z$ ). A lineáris esetben a template csak konstansokat tartalmaz, az  $\mathbf{A}$  mátrix tartalmazza a visszacsatolási tényezőket ill. több réteg esetén a különböző rétegben elhelyezkedő cellák kimenetének csatolási tényezőit, a

**B** mátrix pedig a bemeneti csatolási tényezőket. Lineáris template-re mutat példát az alábbi (2.4) kifejezés:

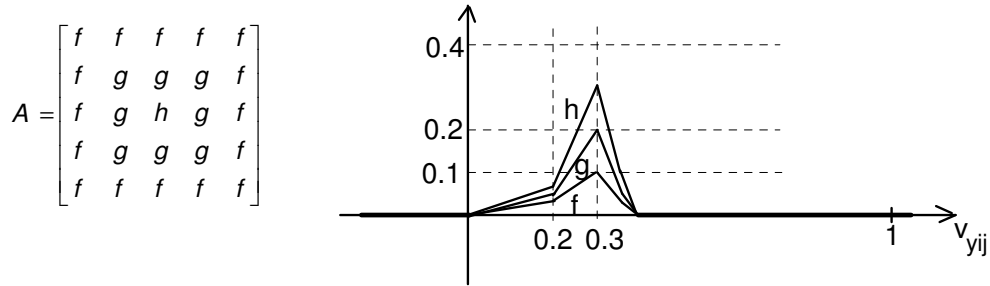
$$A = \begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0 \\ 0.5 & 2 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 0 \end{bmatrix} B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} I = 1 \quad (2.4)$$

Abban a speciális esetben, ha a cellák csak önmagukkal állnak kapcsolatban (pl. csak önvisszacsatolás van), akkor a mátrix csak egy elemet tartalmaz:  $A = [2]$ ,  $B = [1]$ .

A template-értékek nemcsak konstansok, hanem a lokális környezethez tartozó cellák bemeneti-, kimeneti-, illetve állapot-értékeinek különböző függvényei is lehetnek. Ilyenkor nemlineáris template-ről beszélünk [17], [18]. A nemlineáris template-eket a nemlineáris függvények argumentumai alapján is osztályozzuk. Így megkülönböztetünk nemlineáris A, B, C és D template-eket az alábbiak szerint:

$$\begin{aligned} A_{j_i;k_l} &= \hat{A}_{j_i;k_l}(v_{y_{j_i}}(t), v_{y_{k_l}}(t)) \\ B_{j_i;k_l} &= \hat{B}_{j_i;k_l}(v_{u_{j_i}}(t), v_{u_{k_l}}(t)) \\ C_{j_i;k_l} &= \hat{C}_{j_i;k_l}(v_{x_{j_i}}(t), v_{x_{k_l}}(t)) \\ D_{j_i;k_l} &= \hat{D}_{j_i;k_l}(v_{u_{k_l}}(t), v_{x_{k_l}}(t), v_{y_{k_l}}(t)) \end{aligned} \quad (2.5)$$

Nemlineáris template esetén a mátrix függvényeket tartalmaz, ilyenkor a mátrixban a függvény nevét tüntetjük föl, és külön ábrázoljuk a függvényeket. Például:



2.6. ábra: Példa a nemlineáris függvény típusú template definíciójára

A delay típusú (késleltetési) template-ek [17] a CNN egy fontos template- osztályát alkotják. A delay template - az  $A^\tau$  és  $B^\tau$  template-ek által - kifejezi a cella állapotának  $t-\tau$  időpontbeli kimeneti illetve bemeneti értékektől való függését. Delay template esetén a (2.2) egyenlet jobb oldala az alábbi kifejezéssel bővül:

$$(2.6)$$

$$\sum_{C(k, \#S(i,j))} A_{ij,kl}^r v_{y_{kl}}(t-\tau) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} B_{ij,kl}^r v_{u_{kl}}(t-\tau)$$

A legegyszerűbb késleltetés (delay) típusú template esetén (2.4) a mátrix neve kap egy  $\tau$  kitevőt, és ilyenkor a késleltetés mértékét is meg kell adni:

$$A^r = \begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0 \\ 0.5 & 2 & 0.5 \\ 0 & 0.5 & 0 \end{bmatrix} B^r = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} l=1 \quad \tau=3 \quad (2.7)$$

A CNN szabályos, kétdimenziós elrendezéséből kifolyólag ésszerű képpontokkal ábrázolni a cellák bemeneti, kimeneti és állapot értékeit. A cella-értékeket a szürke különböző árnyalataival reprezentáljuk a fehértől (-1) a feketéig (+1). Ennek következtében az állapot [-1, 1] tartományon kívül eső értékeihez is fehér illetve fekete színt rendelünk.

A hálózatban előírható, hogy pozíció-függően csak bizonyos cellák állapota változzon, illetve másoké változatlan maradjon a tranzien során. Erre szolgál a rögzített állapot maszk (fixed state mask), melynek bináris értékei engedélyezik (+1: fekete) illetve gátolják (-1: fehér) a cellák állapot-változását.

Kétdimenziós hálózatok egymás fölé helyezésével és összekapcsolásával (lokális összeköttetés harmadik dimenzióba való kiterjesztésével) kapjuk a többrétegű hálózatot. A (2.2) egyenlethez hasonlóan adható meg az ilyen hálózat egy cellájának dinamikáját leíró differenciálegyenlet:

$$C_{xm} \frac{dv_{x_{mij}}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_{xm}} v_{x_{mij}}(t) + \sum_{n=1}^p \left( \sum_{C(k, \#S(i,j))} A_{mnij,kl} v_{y_{nkl}}(t) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} B_{mnij,kl} v_{u_{nkl}}(t) \right) + z_{mij} \quad (2.8)$$

ahol  $p$  a rétegek száma,  $m$  az aktuális réteget jelöli,  $A_{mn}$  és  $B_{mn}$  az  $m$ . réteg állapotának  $n$ . réteg kimeneti és bemeneti értékeitől való függését fejezi ki. Többrétegű hálózat esetén az egyes rétegek közötti csatolást a mátrix nevében index-szel jelezzük. Például:

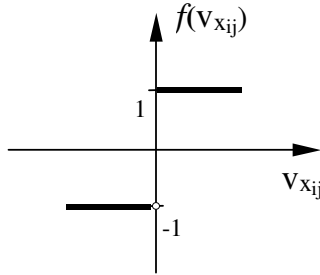
$$A_{21} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad B_{11} = \begin{bmatrix} 0 & 0.1 & 0 \\ 0.1 & 0 & 0.1 \\ 0 & 0.1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Többrétegű hálózat példaként szolgálhat a CNN alapú retinamodell [7], amelyet 2 1/2 dimenziósoknak szoktak hívni, mivel a rétegszámot meghatározó harmadik dimenzió és a másik két dimenzió “mérete” között nagyságrendi különbség van.

Az előbbieken ismertetett folytonos idejű CNN mellett létezik annak diszkrét idejű változata is, amelyet DTCNN-nek (Discrete Time CNN) neveznek. A neve is azt sugallja, hogy a DTCNN cella állapot értékének kiszámítása “ütemezetten” zajlik. A cella állapotát leíró egyenletet a (2.2) egyenlet  $C_x = R_x = 1$  értékű alakjából az előrelépő Euler formulával való közelítéssel illetve  $h = 1$  időlépéssel való diszkrétizálásával kapjuk:

$$v_{x_{ij}}(s+1) = v_{x_{ij}}(s) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} A_{j,kl} v_{y_{kl}}(s) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} B_{j,kl} v_{u_{kl}}(s) + z_{ij} \quad (2.10)$$

ahol  $s$  a diszkrét idő (iterációs szám). A DTCNN kimeneti karakterisztikája a 2.7. ábrán látható:



2.7. ábra: A DTCNN cella kimeneti karakterisztikája.

Mivel a dolgozat további részében kizárólag térinvariáns template-ekről lesz szó, az egyszerűség kedvéért egyrészt bevezethetjük az  $A_{ij,kl} = A_{kl}$ ,  $B_{ij,kl} = B_{kl}$  jelölést, másrészt a  $v_u$ ,  $v_x$ ,  $v_y$  jelölésről áttérhetünk az  $u$ ,  $x$ ,  $y$  jelölésre. Az általánosság elvesztése nélkül elfogadhatjuk továbbá, hogy  $C_x = R_x = 1$ . Az előbbi feltételek figyelembe vételével a (2.2) és a (2.10) egyenletek az alábbiak szerint módosulnak:

$$\dot{x}_j(t) = -x_j(t) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} A_{kl} y_{kl}(t) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} B_{kl} u_{kl} + Z_j \quad (2.11)$$

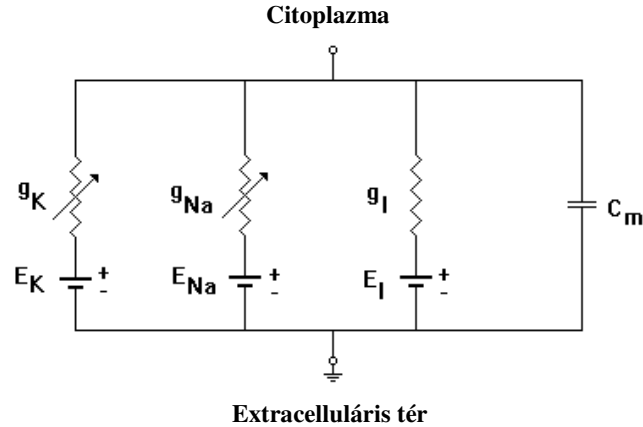
$$x_j(s+1) = x_j(s) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} A_{kl} y_{kl}(s) + \sum_{C(k, \#S(i,j))} B_{kl} u_{kl} + Z_j \quad (2.12)$$

Egy tetszőleges feladat CNN alapú megoldása abban rejlik, hogy a feladatot “meg kell fogalmazni a CNN nyelvén”, azaz meg kell adni az  $u$  bemenetet, az  $x(0)$  kezdeti állapotot, és a feladat megoldását jelentő template-et. Az eredményt rendszerint az  $y$  kimenet adja a tranziens lezajlása után. A template tervezés nem más, mint a CNN programozása, ami nem hasonlítható a digitális számítógépek programozásához. A template-tervezés a CNN dinamikáját leíró egyenletekből származtatható egyenlőtlenség-rendszer megoldását jelenti. Bizonyos esetekben ez triviális feladat, más esetekben nehézkes, megoldhatatlan feladatnak tűnik. Azonban a CNN irodalomban már rendelkezésre állnak szisztematikus template-tervezési módszerek [19][20][21][22]. A template könyvtárban [23] található template-ek egy része szisztematikus, más része heurisztikus úton született.

### 2.1.2. Neuron modellezés CNN-nel

A Celluláris Neurális Hálózatot (CNN) használtam a modellezés keretének. Mivel lokálisan kapcsolt nagy számú idegsejtet tartalmazó hálózat szimulációja volt a cél, így a CNN szimulátorok [24] kitűnően használhatónak bizonyultak. Ezen eszköz felhasználásával viszonylag egyszerű modellezni a küszöb alatti jelenségeket, az akciós potenciálokat ugyanúgy, mint a topografikusan rendezett kapcsolatokat, illetve a megfelelő késleltetési időket amelyek megfelelnek a jelek propagálásának, terjedésének a rétegek között. Speciális előnye ennek a fajta keretrendszernek, hogy kizárólag a lokális szabályokat kell megadni és a CNN ezen szabályok szerint tér-független módon végrehajtja azokat pontról pontra és meghatározza a hálózat választ, aktivitás mintázatát.

A pontos akciós potenciál generálásra használatos Hodgkin-Huxley modellek esetünkben nehezen megvalósíthatóak lettek volna és így nem is használtam őket. Helyettük a kiindulási pont az úgynevezett neuromorf modell [25], amelyben a membrán áramokat feszültség függő vezetőképességekkel és sorosan kötött feszültséggenerátorokkal helyettesítettük [26]. Ez megfelel az idegsejt membránnal elektromos szempontból ekvivalens hálózat egy egyszerűsített modelljének (2.8. ábra).



2.8. ábra: Az idegsejt membrán egyszerűsített elektronikus áramköri modellje.

A neuromorf modell viszonylag jól megközelíti az idegsejt elektromos tulajdonságait leíró Hodgkin-Huxley modellt, és annak csak a komplex dinamikáját helyettesíti az egyszerűség kedvéért egyetlen késleltetéssel. Három fajta feszültség vezérelt áramot alkalmazunk (az inputtal együtt négy félet) a nátrium, a kálium illetve a szivárgási áramoknak megfelelően. A feszültség vezérelt ellenállások megadhatóak a modellben lineárisnak (Ohmikusnak), illetve akár nem-lineárisnak is. Ezen vezetőképességek különböző reverz potenciállal rendelkeznek és ezeket a paramétereket a hozzájuk csatolt feszültséggenerátorok feszültségének a megfelelő beállításával lehet meghatározni.

Tehát speciális CNN-template jelölést használunk a neuronok modellezésekor. A neuronok modelljei egymással párhuzamosan csatolt ioncsatornákat tartalmaznak, ahogy ezt a 2.9. ábra mutatja. Egy-egy ioncsatorna áramát az alábbi formula adja meg:

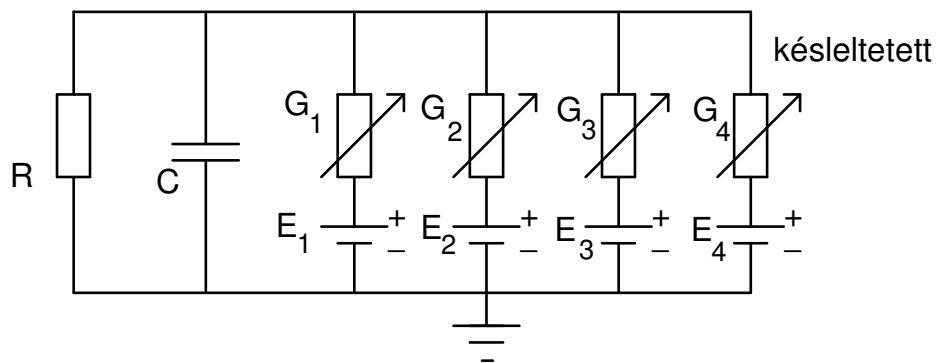
$$I_{syn} = C \cdot g(v_m - E_{REV}) \cdot (v_m - E_{REV}) \quad (2.13)$$

ahol  $I_{syn}$  a szinaptikus áram,  $C$  valós együttható,  $g(v)$  a csatorna konduktanciája,  $v_m$  a membrán potenciál és  $E_{REV}$  a szinapszist jellemző reverz potenciál. Egy ilyen ioncsatornát az alábbi CNN template-tel lehet jellemezni:

$$VCC = [C][g] \text{ REV}_n = E_{REV}, \quad (2.14)$$



ahol  $VCC_n$  az  $n$ . sorszámú ioncsatornára utal,  $E_{REV}$  a reverz potenciál. A  $g()$  konduktancia függvényt külön meg kell adni.



2.9. ábra: Neuron modellje

*3. Fejezet***A HANGLOKALIZÁLÓ RENDSZER IDŐKÓDOLÓ  
PÁLYÁJÁNAK CNN MODELLJE**

Ebben a fejezetben áttekintést kapunk az úgynevezett időbeli hiperélesség (Hyperacuity in Time) biológiai jelenségéről, és annak háttéréről. Az első két szakaszban a témát elméleti síkon körüljárjuk. A harmadik szakaszban következnek a fiziológiai mérések eredményei, főként Mark Konishi és munkatársai közlése alapján. A hallás agyközpontjának a negyedik szakaszban bemutatott idegsejt-modelljeit is biológusok kutatómunkájának köszönhetjük. A többretegű CNN-re alapuló hallórendszer numerikus modellje, és a fejezetben szereplő szimulációs eredmények Lotz Károly munkái. A jelen disszertációban bemutatott "Hiperpontos Csip" ezeknek a modelleknek a közvetlen mikroelektronikai implementációja, tehát a mások által elvégzett biológiai és CNN-adaptációs kutatómunka szerves folytatásának tekinthető.

**3.1. Az időbeli hiperélesség**

Nagy érdeklődés veszi körül az úgynevezett hiperélesség (Hyperacuity) jelenségét a neurobiológusok, az idegtudomány körében. Ez lényegileg azt jelenti, hogy érzékszerveink pontossága, felbontása általában jóval nagyobb, mint amit az egyes receptorok szelektivitása megengedne. A mechanizmus kulcsa az érzékelő tömbök használata. Vagyis minden érzékszervben a receptorsejtek tömegei helyezkednek el, és nem csupán érzékelés a feladatuk, hanem egymás közti összeköttetésekkel alapvető feldolgozást is megvalósítanak. Így képesek arra, hogy a sejtek egyedi pontatlanságán túlmutató finomságú receptív mezőt hozzanak létre. A hiperélességgel kapcsolatos biológiai kutatásokhoz általában gyöngybaglyot (*Tyto Alba*) használnak kísérleti állatként. Ennek az az oka, hogy a gyöngybagolynak kimagaslóan jó a hallása: a hallott hangok iránya alapján akár vaksötétben is képes elkapni a pockokat, egereket. A gyöngybagoly a teljes sötétségben kizárólag hangjelzésekre támaszkodva ragadja meg áldozatát. A lokalizálást 1-2° térfokos szögben képes végrehajtani, és néhányszor tíz mikroszekundumos fülközi időkülönbséget (interaural time difference, ITD, ugyanarról a tárgyról a két fülbe érkező hangok különbsége) tud érzékelni. Ezt a lenyűgöző képességet biztosító mechanizmust már évtizedek óta vizsgálják a kutatók, nagyon sok erre

vonatkozó adat összegyűlt már. Vannak azonban még mindig nyitott kérdések. A legszembeszökőbb, hogy hogyan tud a bagoly néhányszor tíz mikroszekundumos fülközi időkülönbséget érzékelni, amikor egyetlen akciós potenciál jelentősen hosszabb ideig, legalább 1000 mikroszekundumig tart. Ez a kérdés a bagoly hanglokalizáló rendszerének alapvető működésére vonatkozik, és magában foglal egy bizonyos típusú hiperélességet: nevezetesen, a hanglokalizáló rendszer egésze a beérkező hangok kisebb időkülönbségét tudja érzékelni, mint az egyes sejtek maguk, mivel az akciós potenciálok relatíve sokkal lassabbak. Tehát itt egy időbeli hiperélességről van szó.

### 3.1.1. A hiperélesség „kellékei”

A hiperélesség széles körben ismert jelenség. Dokumentált tudományos eredmények vannak róla több területről: fiziológia, neurobiológia [27][28][29], CNN-es alkalmazás [16][30][31][32]. Az állatvilágban többféle szerepben is fellelhető ez az idegi struktúra: gyöngybagoly, denevér, elektromos hal. A fenti hivatkozásokban szereplő tudományos eredményeket összefoglalva kijelenthetjük, hogy a hiperélesség jelenségéhez alapkövetelmény az alábbi strukturális feltételek megléte:

- Receptorsejt-tömb
- Átfedés az egyes receptív mezők között
- Laterális interakció a receptorok között, illetve az általuk szinaptizált topografikus feldolgozó területekben.

A hiperélesség egy olyan jelenség, amely egy inger értékét idegsejtek egy csoportjára képezi le. Egy térbeli megfeleltetést hoz létre, (spatial map) ahol az inger különböző értékeire (pl. a hallott hang iránya) más-más idegsejt lesz aktív. A hiperélességet megvalósító struktúrát három lépcsőre bonthatjuk:

- I. Szélesre hangolt, vagyis kis szelektivitású receptorsejtek. (broadly tuned receivers)
- II. Kontrasztemelés, érzékenység növelése több lépcsős, előre ingerlő - visszafelé gátló szinaptikus struktúrában. (spatial contrast enhancement)
- III. Végző inger-térkép kialakítása. (topographical neuronal map)

A hiperélesség nagy, de kevésbé szelektív információ halmazból képes egy tulajdonságot pontosan meghatározni. Az emberi fülben (cochlea) például egy érzékelő sejt receptív mezője kb. 100 másik receptor maximumát fogja át. [27] Az élő szervezetekben a

receptorok valószínűleg gyengébb szelektivitásúak, mint amennyit a "technológia" megengedne, és a szelektivitást a feldolgozásban lévő kontrasztemelés adja. Az előre ingerlő - visszafelé gátló mechanizmus titka, hogy a felbontás több nagyságrenddel való emelése közben nem erősíti a zajt, és nagyon robusztussá teszi a rendszert az egyes idegsejtek paraméter-szórásával szemben. Emellett megkerüli a lassú működésű neuronokra vonatkozó időzítés-korlátot a gyöngybagoly esetében. Itt a hiperélesség azt jelenti, hogy az együttes működés miatt az idegsejtek sokkal finomabb időzítési információ kinyerésére alkalmasak, mint egyetlen sejt.

### **3.2. A neuromorf információs eszközökről általában**

A lineáris rendszerekről felhalmozódott félévszázados tudásanyag tartalmazza az elméletileg elérhető felső határokat az információ-szállítással és feldolgozással kapcsolatban: a Nyquist mintavételezési tétel, és a Shannon-féle csatornakapacitás a sávszélesség és a jel-zaj viszony függvényében. Ezzel szembenáll a hiperélesség paradox jelensége: a gyöngybagoly a hallott hangból több nagyságrenddel finomabb időzítési információt képes kinyerni, mint amennyi neuronjainak időállandója, vagyis 'sávszélessége'. A következő bekezdések a Shannon és Nyquist kritériumok fényében hasonlítják össze a hagyományos digitális és a neuromorf komputereket.

#### **3.2.1. Nemlineáris = Szuboptimum?**

Shannon [33] az analóg jelből lineárisan független dekompozícióval vezette le a maximális entrópiára vonatkozó máig érvényes megállapításait. Ebből az a tanulság, hogy a nemlineáris rendszerek kevesebb információt hordoznak, a nemlineáris megoldások mindig szuboptimumot képviselnek a lineárisal szemben. Mindazonáltal a konkrét esetekben a szuboptimum megoldások előnyösebbek lehetnek, például robusztusságuk miatt. Ezenkívül a gyakorlati megvalósításoknál az egyszerű felépítés, és az ebből fakadó kis teljesítményfelvétel fontos szempont lehet a mai iparban. Például a kódosztásos (CDMA) rádiórendszerhez szükséges széles sávban nagy linearitású keverők és teljesítményerősítők sok áramot vesznek fel, miközben a miniatürizálás a mobiltelefonok akkumulátorait érinti a legsúlyosabban.

#### **3.2.2. A belső kommunikáció, vagyis a "huzalozás"**

Az egyes idegszálakon (axon) átvitt információ mennyisége (adatsebesség) shannon-i értelemben messze alatta van a távközlésileg értelmezett kapacitásnak. Hasonlóképpen

---

van ez a digitális áramkörök adatvezetékeivel: meghatározott időközönként, és csak 0-t vagy 1-et lehet átvinni. A huzalozás átbecsajjtóképessége nincs kihasználva, hiszen ez nem is a távközlési része az információs rendszernek, hanem a feldolgozó része. Ez a "beépített tartalék" digitális és neuromorf rendszerekben is zavartűrést, robusztusságot okoz. A működéshez szükséges a megbízható kommunikáció az elemi egységek között. Egy digitális jel adatsebességét meghatározni kézenfekvő. A szinapszisok által közvetített jelek részleteiről azonban mindmáig nem tudjuk teljes biztonsággal eldönteni, hogy mi a lényeges, mi nem, így az információtartalmat sem tudjuk bit/s-ben kifejezni, vagyis még nem ismerjük pontosan a beépített tartalék, robusztusság mértékét.

### **3.2.3. Az elemi műveletvégző egységek: a logikai kapu, és az idegsejt**

Shannon információelméleti munkája [33] tárgyalja a lineáris szűrés által okozott entrópiacsökkenést, információvesztés mértékét. Az egyes idegsejttel feldolgozható információ korlátozva van a sejtek aluláteresztő tulajdonsága miatt. Ugyanígy a digitális kapuáramkörök kapcsolási sebessége, és a jelterjedési késleltetések korlátozzák a digitális rendszer órajelét. Egy kapu vagy flip-flop állapota diszkrét. Az egy idegsejt által befogadható adatmennyiségről azonban nincs mérőszámunk. A neuromorf információfeldolgozással kapcsolatos elsődleges becslésünk azonnal csődöt mond a hiperélesség-típusú jelátalakítókkal kapcsolatban: Azt hinnénk, hogy a neuron időállandójának nagyságrendjébe eső időzítési információt lesz képes megragadni, akárcsak egy digitális készülék. Sejthető, hogy ez a jelenség valahol a folytonos idejű működésnek köszönhető.

### **3.2.4. A lokális huzalozás számításteljesítmény-beli nyeresége folytonos időben**

A folytonos idejű dinamika miatt várható a neuromorf információs rendszerektől a CNN "csodája": a folytonos idejű működés miatt az idegsejtek, amelyek bár csak lokálisan vannak összekötve, egyetlen nagy dinamikus egységet alkotnak. Így az egyes feldolgozó egységek közti összeköttetések száma virtuálisan meghatározódik, és - bizonyos fokig hasonlóan a kvantumszámítógépekhez - egyetlen lépésben képes a gép az összes idegsejtet kapcsolatba hozni. Ennek köszönhető a CNN fantasztikus számítási teljesítménye.

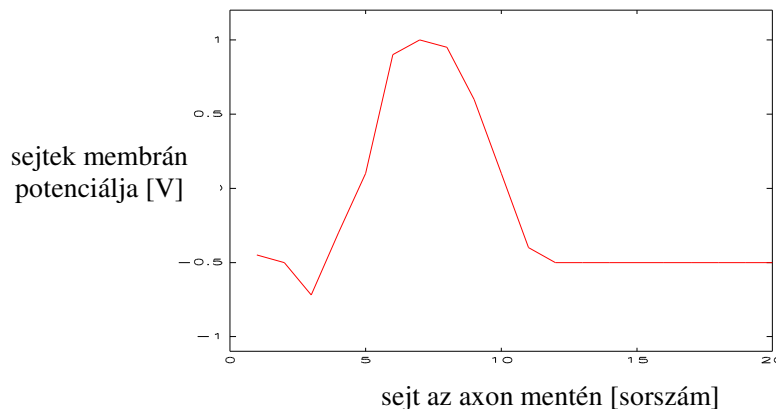
### **3.2.5. Az elemi egységek összekötése: az architektúra**

A digitális gépekben minden jelútnak ismert, egységnyi az átbecsajjtóképessége, minden elemnek (kapunak) ismert, egységnyi a számítási teljesítménye. Az ezekből felépült

digitális rendszer több szempontból flexibilis, skálázható, de az alapvető építőelemek tulajdonságait (huzalozás zajtűrését, logikai kapu áramfelvételét, órajel-sebességét) az egész rendszer magán hordozza, és ezeket az alapvető jellemzőket az architektúra nem tudja eltakarni, megváltoztatni. A neuromorf eszközökben nem ilyen szigorúan meghatározóak az egyes idegsejt paraméterei az egész rendszer teljesítőképessége szempontjából. A hiperélesség üzenete, hogy a rendszer sebességét, számítási teljesítményét optimalizálni lehet (trade-off) robusztusság, szelektivitás, zajtűrés szempontjából. Az idegi működésre általában jellemző, hogy egy funkció ellátását képesek más sejtek "átvenni", vagyis egy feladat megoldását többféleképpen végezhetjük el. Ez lehetőséget jelent többféle mutatóban (pl. sebesség-sáv szélesség, felhasznált idegsejtek, szinapszisok száma, felbontás-szelektivitás, zajtűrés, robusztusság, stb.) való optimalizálásra, sőt az elemi feldolgozó egységekben jelenlevő korlátokat a rendszer egésze a funkcionális szintjén már túllépheti.

### 3.3. A hanglokalizáció fiziológiája

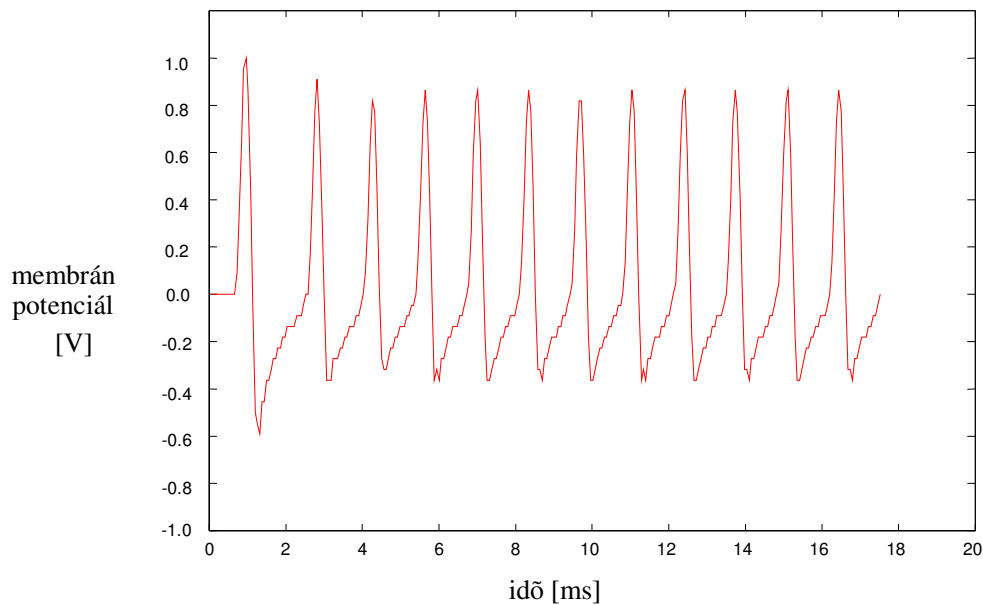
A bagoly elsődleges hanglokalizációs agyközpontjában (nucleus magnocellularis) olyan időzítésű akciós potenciálok vannak, amelyek időtartama sokkal nagyobb, mint az az idő, amelyre az akciós potenciáloknak szükségük van ahhoz, hogy két szomszédos sejt közötti távolságot megtegyenek. A 3.1. ábra egyetlen akciós potenciált mutat egy NM (nucleus magnocellularis) axon mentén egy adott időpillanatban.



3.1. ábra: Akciós potenciál lefutása a Nucleus Magnocellularis mentén, szimulációs ábra [30] -ből

Fiziológiai mérésekből tudjuk [34][35][36][37], hogy az akciós potenciálok sebessége egy magnocellularis axon mentén kb. 3-5 m/s -ra tehető és a laminaris neuronoknak nagy a sejttesttük (30-40  $\mu\text{m}$  átmérőjű). Ha az akciós potenciálok sebességét 4 m/s -ra és két

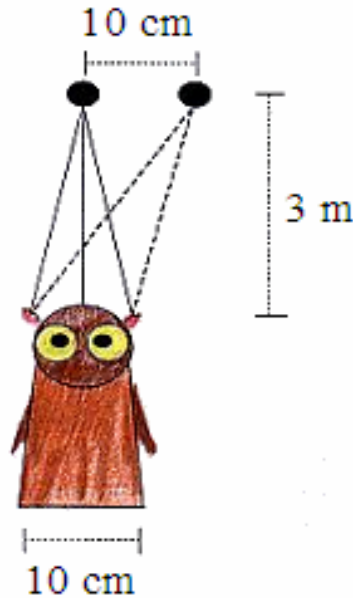
laminaris neuron távolságát  $100\ \mu\text{m}$  -re vesszük, akkor az akciós potenciál  $25\ \mu\text{s}$  alatt teszi meg a két szomszédos sejt közötti utat.



3.2. ábra: A Nucleus Laminaris egy neuronjának aktivitás mintázata, szimulációs ábra [32] -ből

Látható a 3.2. ábrán, hogy egy akciós potenciál időtartama kb. 2 ms. A 3.1. ábra alapján az is nyilvánvaló, hogy az axon menti membrán potenciál eloszlásnak nincs határozott csúcsa (nagy a szórás). A CNN alapú modell azonban az egy sejten egyidőben jelenlévő akciós potenciálok érzékelésében (a továbbiakban koincidencia detektálás) nagyon jó eredményeket mutat.

A bagoly által érzékelt legkisebb fülközi időkülönbség néhányszor tíz mikroszekundum. Erre a bámulatos szelektivitásra szükség is van, ha megnézzük a 3.3. ábrát, amely a hanghullámok útját mutatja a bagoly és áldozata között. A két fül a fej helyzetétől függően különböző távolságban van az áldozattól, ezért az oda beérkező hanghullámok különböző úthosszot futnak be. A véges hangsebesség miatt ez pontosan arányos időzítés-különbséget okoz az érzékelt hanghullámokban. Ha a feltüntetett geometriai adatokkal számolunk és a hang sebességét  $340\ \text{m/s}$  -nak vesszük, akkor a két fülbe érkező hangok időkülönbségének megváltozása nagyjából  $10\ \mu\text{s}$ . A gyöngybagoly agya ezt a Fülközi Időkülönbséget (Interaural Time Difference, ITD) méri, [38] a biológiai kísérleti eredményekkel megállapított  $10\text{cm}$  -es térbeli felbontásból számíthatjuk ki, hogy nagyjából tíz mikroszekundumos fölbontással.

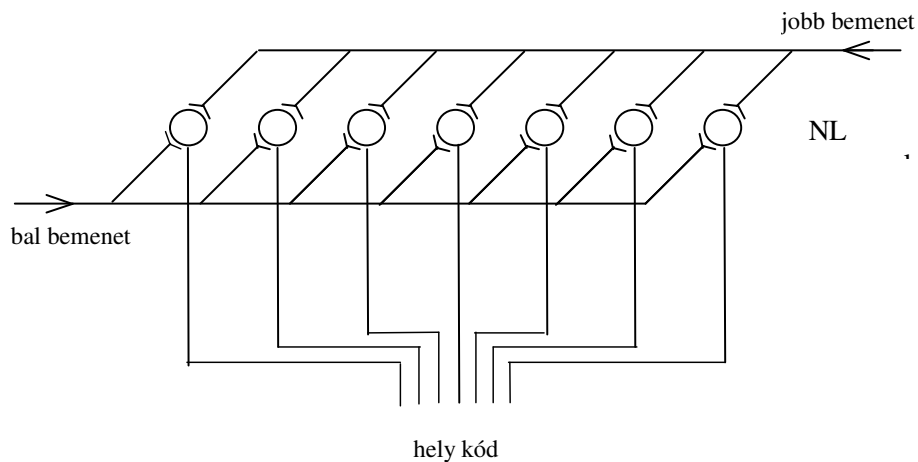


3.3. ábra: A hang terjedése a bagoly és áldozata között. Az áldozatot fekete korong jelöli

### 3.4. A hanglokalizáció anatómiája

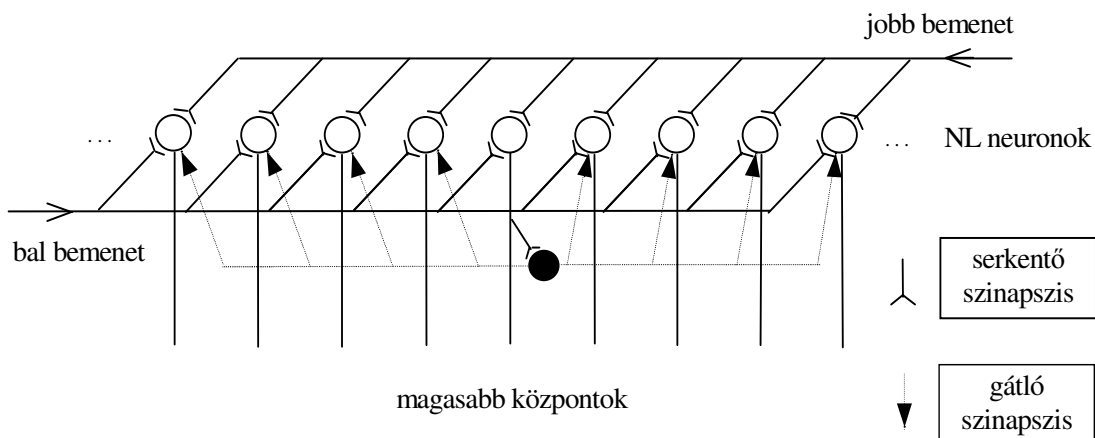
A hanglokalizációs képesség mögött egy mára már anatómiailag feltérképezett agyi irányhallás-központ áll, amelynek a szabályos struktúrája majdnem közvetlenül átültethető CNN-re. A baglyok lamináris magjában (Nucleus Laminaris, NL) a fülközi időkülönbségek neurális hely-kódra képződnek le a jobb és bal fülből érkező jelek egyidejű jelenlétének (koincidencia) detektálásával. A fülközi időkülönbségek kódolását megmagyarázó első modellt Jeffress publikálta 1948-ban (3.4. ábra). Ebben a modellben a jobb és bal magnocelluláris magból (Nucleus Magnocellularis, NM) származó rostok a lamináris magra (NL) konvergálnak, és a maximálisan válaszoló neuron helye határozza meg a fülközi időkülönbséget. Ezen modell helyességét Mark Konishi és munkatársainak kísérletei igazolták. Eredményeik azt mutatják, hogy a magnocelluláris afferensek késleltető vonalakként, az NL neuronok pedig koincidencia detektorokként működnek [39].





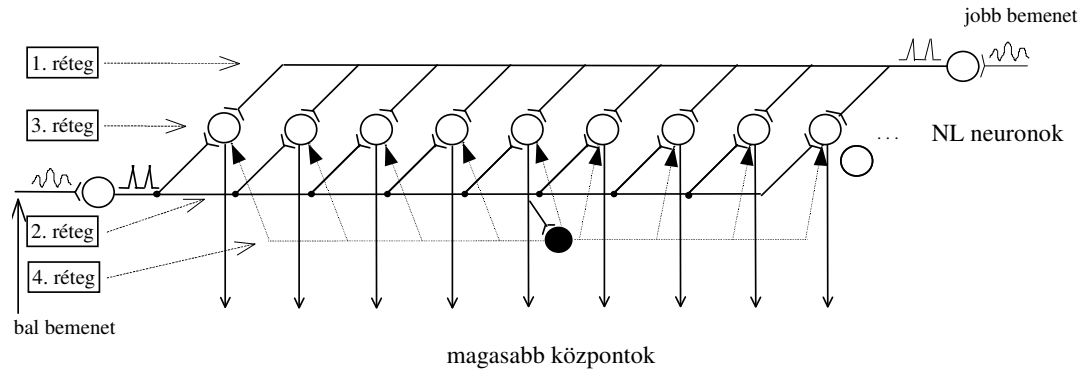
3.4. ábra: A Jeffress modell a fülközi időkülönbségek kódolására [16]

Az eredeti késleltető vonal-koincidencia detektor modell (l. 3.4. fent) szomszédos neuronokra vonatkozó lokális laterális gátló kapcsolatokkal egészül ki. Interneuronokon keresztül megvalósuló laterális gátlás van itt. Az új modell struktúráját a 3.5. ábra szemlélteti.



3.5. ábra: Jeffress modell kiegészítve laterális gátlással [16]. Minden egyes neuron serkent egy gátló interneuront (az egyszerűbb ábrázolás miatt csak egy interneuron van feltüntetve), amely gátlja a szomszédos neuronokat

Ebben az új struktúrában mindegyik NL neuron serkent egy gátló interneuront, amely viszont lokálisan gátlja a szomszédos NL neuronokat. A struktúra a CNN template - ekkal a következő ábrán (3.6.) található.

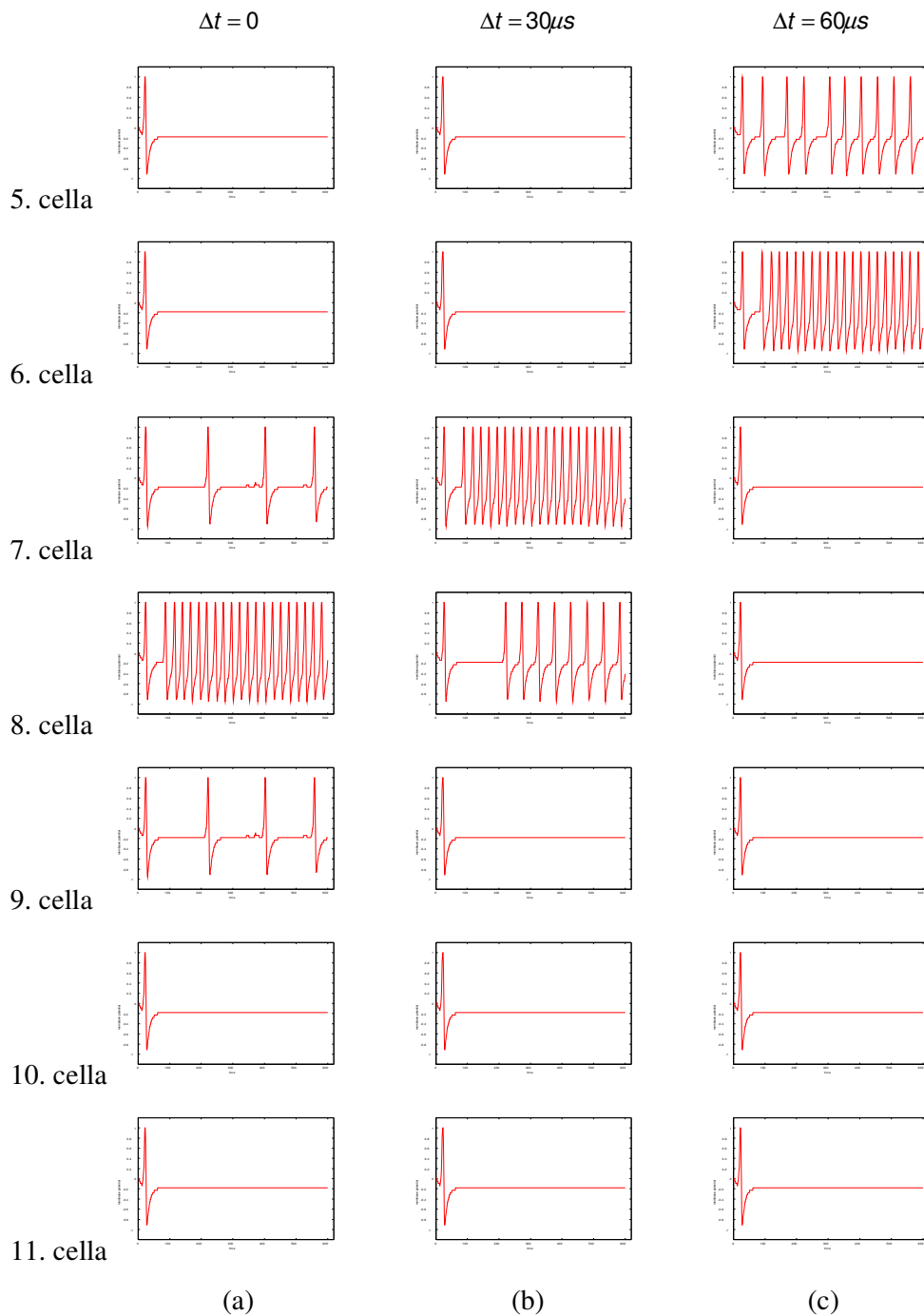


1. réteg	$A_{11} = [4 \ -8 \ 4] \quad B_{11} = [1.5]$ $VCC_{11}^1 = [1][a] \quad VCC_{11}^2 = [1][b] \quad VCC_{11}^3 = [1][c]$ $REV_{11}^1 = 1 \quad REV_{11}^2 = 2.2 \quad REV_{11}^3 = -1.5$	akciós potenciál generálás
2. réteg	$A_{22} = [4 \ -8 \ 4] \quad B_{22} = [1.5]$ $VCC_{22}^1 = [1][a] \quad VCC_{22}^2 = [1][b] \quad VCC_{22}^3 = [1][c]$ $REV_{22}^1 = 1 \quad REV_{22}^2 = 2.2 \quad REV_{22}^3 = -1.5$	
3. réteg	$VCC_{31}^1 = [0.3][d] \quad I = -0.2 \quad VCC_{32}^2 = [0.3][d] \quad I = -0.2$ $REV_{31}^1 = 0.4 \quad REV_{32}^2 = 0.4$ $VCC_{34}^3 = [0.35 \ 0.35 \ 0.35 \ 0.00 \ 0.35 \ 0.35 \ 0.35][d]$ $REV_{34}^3 = -1.5$ $VCC_{33}^4 = [1][a] \quad VCC_{33}^5 = [1][b] \quad VCC_{33}^6 = [1][c]$ $REV_{33}^4 = 1 \quad REV_{33}^5 = 2.2 \quad REV_{33}^6 = -1.5$	
4. réteg	$VCC_{43}^1 = [0.6][d] \quad REV_{43}^1 = 0.5$ $VCC_{44}^2 = [1][a] \quad VCC_{44}^3 = [1][b] \quad VCC_{44}^4 = [1][c]$ $REV_{44}^2 = 1 \quad REV_{44}^3 = 2.2 \quad REV_{44}^4 = -1.5$	

3.6. ábra: koincidenca detektáló struktúra CNN template-je [30]

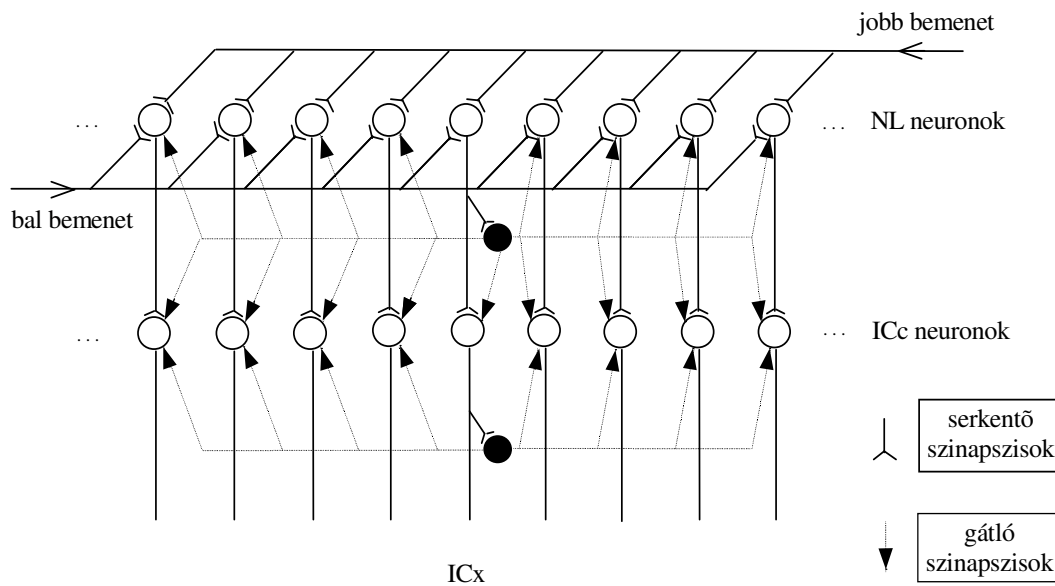
Szimulációs vizsgálat eredménye a 3.7. ábrán mutatja, hogy hogyan befolyásolja a neuronok viselkedését a jobb illetve bal fülből érkező jelek időbeli késleltetése. A kísérletben 7 sejt (5.-11. sejtek) válaszát rögzítettem, mialatt a bemenő jelek egymáshoz viszonyított késleltetését fokozatosan növeltem. A 3.7a. ábra mutatja a hét sejt válaszát, amikor az időkülönbség 0. A koincidenca a legerősebben tüzelő 8. sejt észlelte (a sorban ez van középen). Amikor az egyik bemenő jelet 30  $\mu$ s-mal késleltettem, akkor a 7.

sejt válaszolt a legerősebben (3.7b. ábra). Tovább késleltetve ugyanezt a bemenetet, a 6. sejt detektálta a koincidenciát (3.7c. ábra).



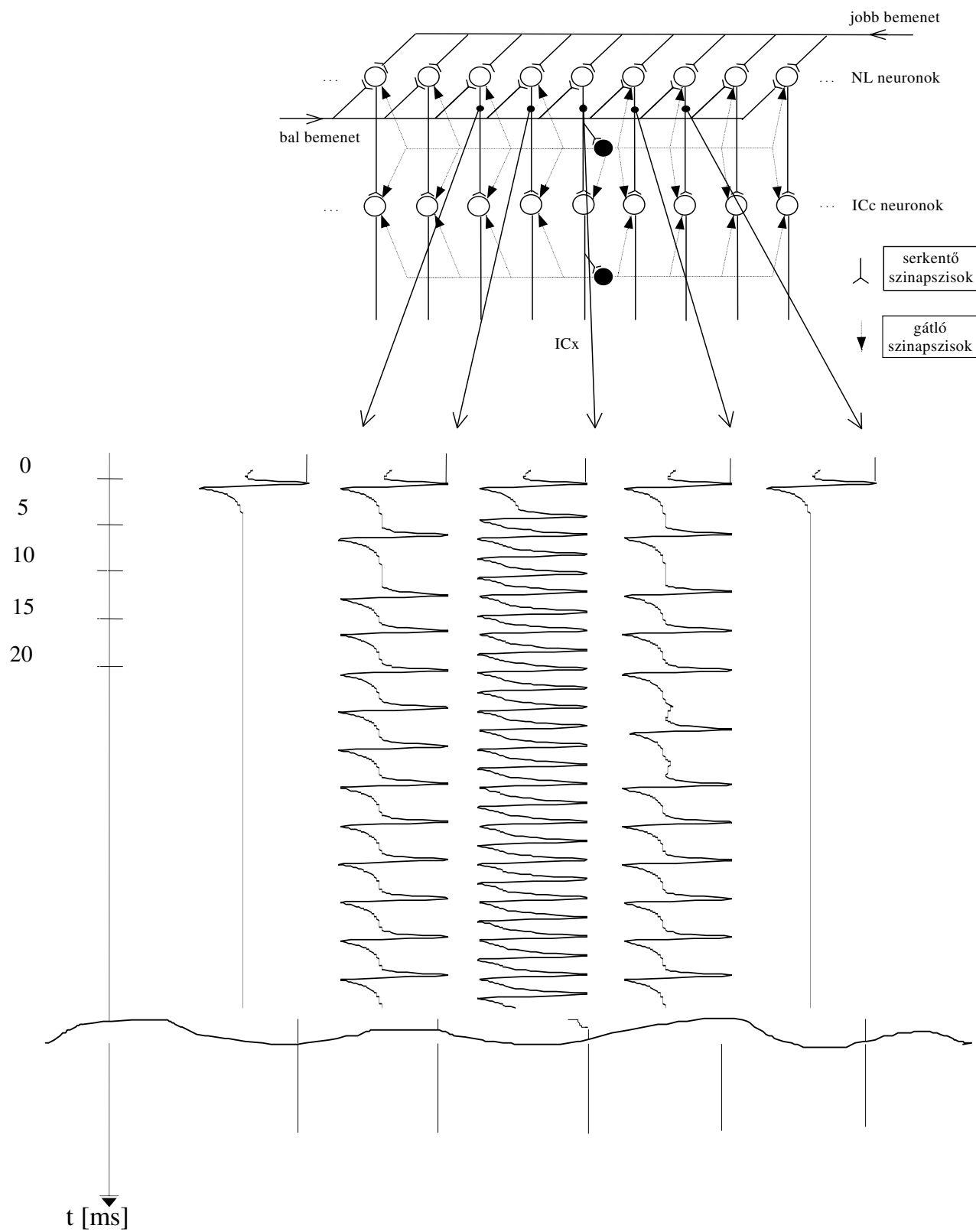
3.7. ábra: Az 5., 6., 7., 8., 9., 10. és 11. sejtek válasza a fülközi időkülönbség három különböző, növekvő értéke esetén: (a)  $\Delta t = 0$ , (b)  $\Delta t = 30\mu s$ , (c)  $\Delta t = 60\mu s$  ( $k = 0.4$  minden esetben) – szimulációs eredmény [32] -ből

A 3.5. ábrán feltüntetett struktúra a koincidencia detektálás aggregát modelljének tekinthető. Nagyon valószínű ugyanakkor, hogy a baglyok hallórendszere több lépésben oldja meg ezt a feladatot. Vizsgáltam azt az esetet is, amikor a bemenő jelek több rétegen haladnak át. Az első két réteg az NL neuronok illetve az Inferior Colliculus (ICc) neuronok rétege (3.8. ábra). Ezen rétegek feladata a hang lokalizálásában a koincidencia detekció (a bemenő jelek késleltetésének térbeli kódolása). Ebben a struktúrában minden NL neuron serkentő szinapszist létesít egy ICc neuronnal és egy gátló interneuronnal (ez utóbbiból csak egyet tüntet fel a 3.8. ábra). Az interneuron gátolja a szomszédos NL neuronokat visszacsatolt gátlás) és a legközelebbi ICc neuronokat (előrecsatolt gátlás). Ugyanakkor minden egyes ICc neuron is gátolja - egy gátló interneuron közvetítésével - a saját szomszédjait is. Tehát itt háromféle gátlás szerepel.

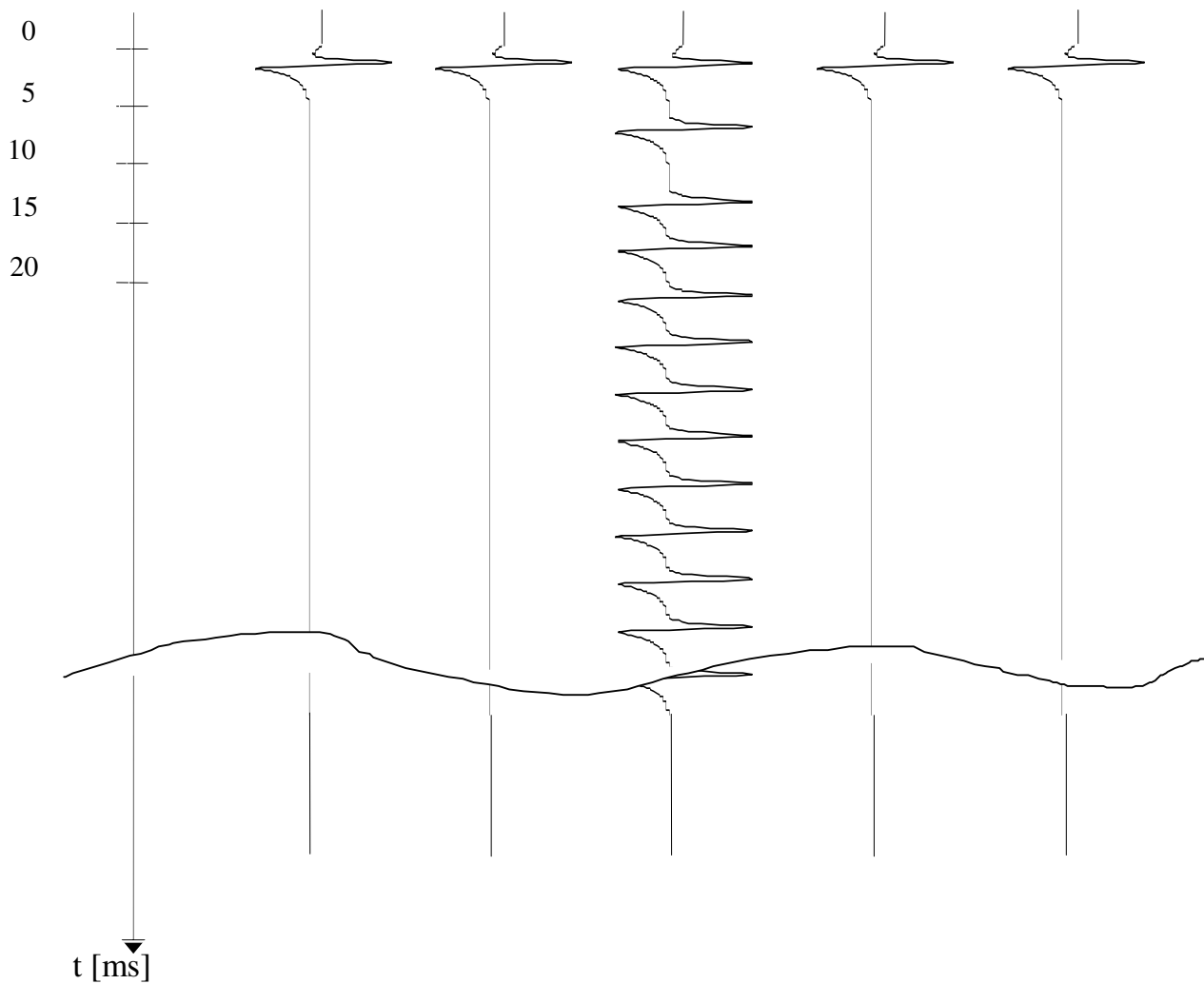
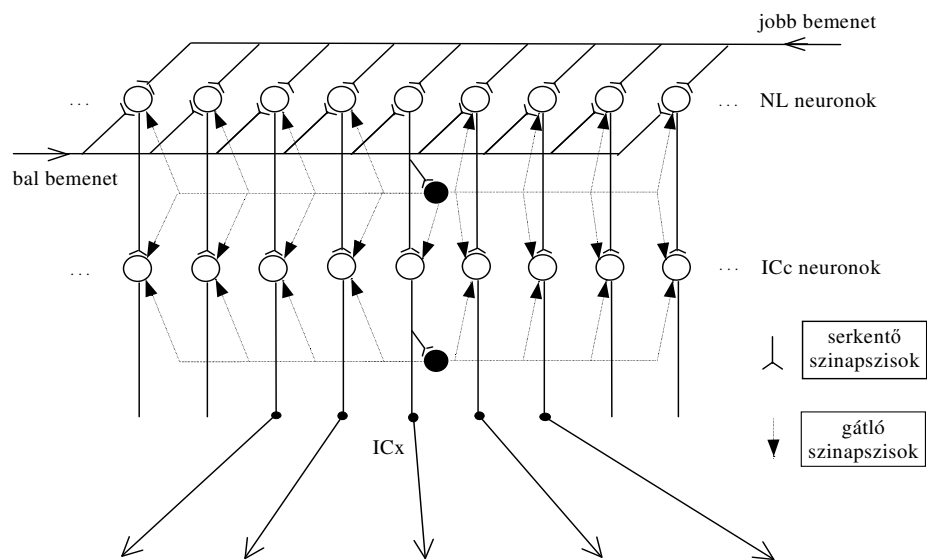


3.8. ábra: A lamináris mag és az inferior colliculus központi magjának modellje [16]. Szaggatott vonalak jelzik a gátló kapcsolatokat, a fekete korongok pedig a gátló interneuronokat. Az ábra minden rétegben csak egy interneuront mutat, a modellben ténylegesen minden Nucleus Laminaris (NL) és Inferior Colliculus (ICc) neuronnak megvan a "saját" interneuronja.

A második réteg kedvező hatását tapasztaljuk, ha az egyes neuronok időbeli viselkedését megvizsgáljuk. A 3.9. ábrán feltüntettem 5 darab NL neuron (az 5 középső neuron a sorban) válaszát, amikor a fülközi időkülönbség 0s volt. A 3.10. ábrán pedig a megfelelő ICc neuronok időbeli viselkedését tüntettem fel. Látható, hogy az első szinten (NL) az időkódolás bizonytalan, a második szinten (ICc) azonban már egyértelmű. A második esetben tapasztalható javulás a két réteg közötti illetve az ICc rétegen belüli gátlásoknak tulajdonítható.



3.9. ábra: *Nucleus Laminaris* (NL) neuronok időbeli válasza



3.10. ábra: Inferior Colliculus (ICc) neuronok időbeli válasza

## FUNKCIONÁLIS MODELLEK

### 4.1. A funkcionális modellezés célja

Absztrakt algoritmikus modellt készítettem közvetlenül a hiperélesség kimenetének statisztikájára vonatkozólag, a CNN-ben terjedő akciós potenciálok becsült lefutása alapján. Ebből egyrészt információelméleti maximumot nyertem, másrészt az optimális neuronszámra, egyéb integrált áramkör méretezési irányelvekre következtettem.

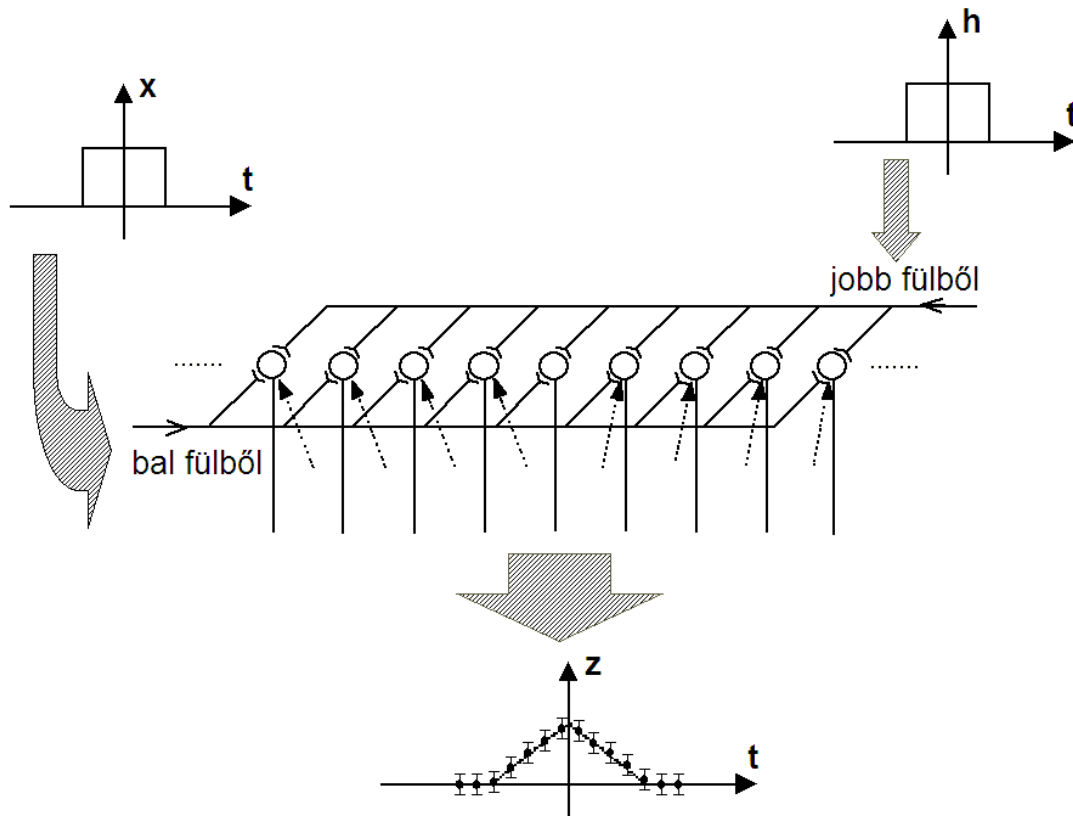
### 4.2. A konvolúció értelmezése téridőben

A konvolúció általános definíciójában az integrálási változó az argumentumként megadott függvényekben ellenkező értelemben szerepel:

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t - \tau)g(\tau)d\tau \quad (4.1)$$

Ennek megfeleltethető a bal fülből és a jobb fülből érkező ingerületek ellentétes haladási iránya a Nucleus Laminaris mentén. Tehát a  $-\tau$  és  $+\tau$  jelentése itt az, hogy az axonok szembe futnak egymással.

A konvolúció integrandusa egy szorzat, ez pedig a Nucleus Laminaris -ban elhelyezkedő idegsejtek logikai ÉS-kapcsolat jellegű viselkedését szimbolizálja: tudvalévőleg ezek a neuronok akkor tüzelnek, ha mindkét (bal és jobb) axonból egyidejűleg éri őket akciós potenciál.



4.1. ábra: A téridőbeli konvolúció művelete a Nucleus Laminaris-ban.

A fenti 4.1. ábra szemlélteti, hogy hogyan képzelhetjük el a Nucleus Laminaris –t konvolúcióra “beprogramozott” műveletvégző egységként. A legegyszerűbb bemenetet, az “x” és “h” négyzetgimpulzusokat véve, a neuronok aktivitás-mintázatának szélessége “z”, melynek időbeli lefutása a bemeneti jelek konvolúciója lesz.

#### 4.2.1. Időből kétdimenziós térbe való átalakítás: CNN hullám

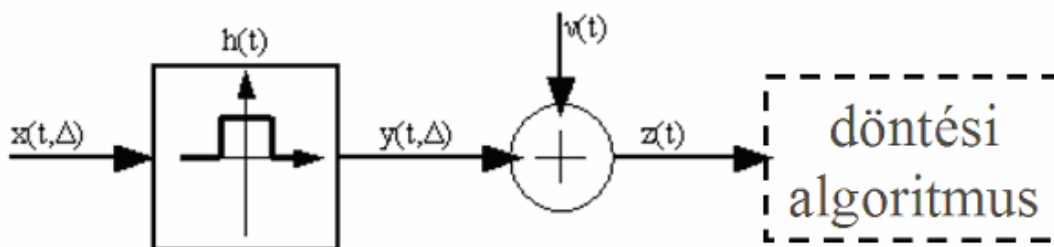
A neuron-réteg aktivitás-mintázata egy CNN –tömbre fog kerülni, amin egy hullámfront alakjában terjed. A terjedés jelensége folytán a konvolúció eredménye, mint időfüggvény, egy térbeli hálózatra “terül ki”. A CNN tömbön térbeli alakzatként való megjelenése által morfológiai műveletek számára feldolgozhatóvá válik.

### 4.3. A detekciós folyamat távközlésméleti keretben

A konvolúció és az utána következő hullámterjedéses döntési algoritmus a térből időbe, majd az időnek értékészletbe való transzformációja után a CNN-t egy szokásos híradástechnikai-távközlési átviteli modell keretébe illesztjük (4.2. ábra). A



vizsgálatokhoz ezután a bithibaarány meghatározására használatos eszköztár alkalmazhatjuk.



4.2. ábra: A távközlésméletben használt általános vevőarchitektúra időkülönbség-detekciós modellezésre átalakítva

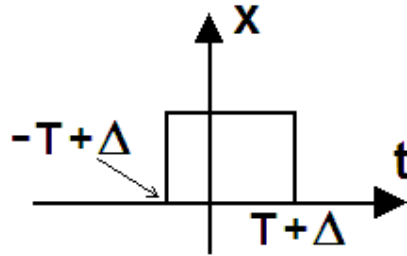
A CNN-es detekció modellje a következőképpen épül fel: a bal és jobb fülből érkező bemenőjelek egy szűrő bemeneti jelét ( $x(t, \Delta)$ ) és impulzusválaszát ( $h(t)$ ) képezik. A kimenetre a CNN áramkörti realizációjában várható  $v(t)$  gauss-zajt szuperponálunk, majd a CNN funkciójából elvonatkoztatott absztrakt döntési algoritmusokkal képezzük az eredményeket, amiket összehasonlítunk a bemenettel és egymással.

A hanglokalizációs agyközpont célja, a két fülből beérkező jelek közti időeltolódás detekciója. A jelen modellben az időkülönbséget az  $x(t, \Delta)$  bemeneti változó  $\Delta$  paramétere hordozza. Erre a  $\Delta$  paraméterre a CNN-be leprogramozott döntési algoritmus egy  $\Delta'$  becslést ad. Az algoritmus minőségét az határozza meg, hogy a becslült  $\Delta'$  érték mennyire közelíti meg a bemeneti  $\Delta$  értéket.

#### 4.3.1. A matematikai definíciók

A modell bemeneti értékét az alábbi módon definiáljuk:

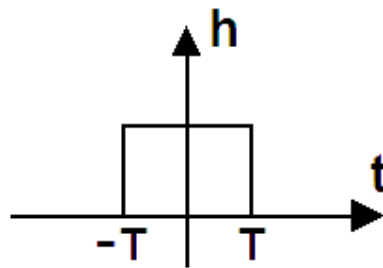
$$x(t, \Delta) = \begin{cases} 1 & \text{ha} \\ 0 & \text{egyébként} \end{cases} \quad -T + \Delta \leq t \leq T + \Delta \quad (4.2)$$



4.3. ábra: A funkcionális modell bemeneti jelalakja. Ez a négyzetgimuplzus az időzítésében tartalmazza a mérendő  $\Delta$  információt.

A szűrő impulzusválasza pedig hasonló ehhez:

$$h(t) = \begin{cases} 1 & \text{ha } -T \leq t \leq T \\ 0 & \text{egyébként} \end{cases} \quad (4.3)$$



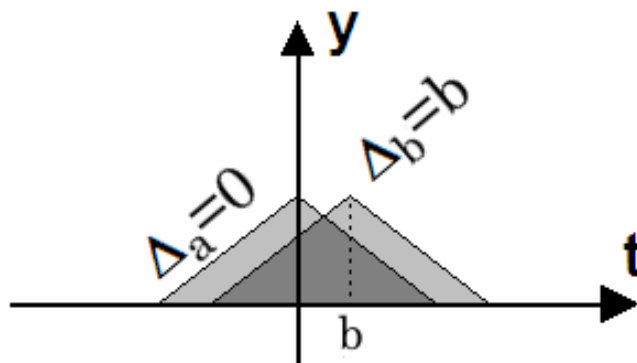
4.4. ábra: A funkcionális modell szűrőjének súlyfüggvénye.

A szűrő kimenetén a kettő konvolúcióját kapjuk:

$$y(t, \Delta) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t - \tau)x(\tau, \Delta)d\tau \quad (4.4)$$

(4.2) és (4.3) (4.4)-be behelyettesítve:

$$y(t, \Delta) = \begin{cases} t + 2T - \Delta & \text{ha } -2T + \Delta \leq t \leq \Delta \\ -t + 2T + \Delta & \text{ha } \Delta < t \leq 2T + \Delta \\ 0 & \text{egyébként} \end{cases} \quad (4.5)$$



4.5. ábra: A szűrő kimenetén megjelenő lehetséges jelalakok. Zajtalan esetben a lokális maximum helye mutatja a bemeneti  $\Delta_a=0$  és  $\Delta_b=b$  és értéket.

a 4.5. fenti ábra grafikusán szemlélteti az  $y(t, \Delta)$  függvényt. A konvolúciós Nucleus Laminaris –féle leképezés szembeötlő tulajdonsága, hogy az  $y(t, \Delta)$  konvolúciós integrál maximumhelye éppen  $\Delta$  helyen van. Kézenfekvő lenne tehát döntési algoritmusnak az

$$\Delta' = \operatorname{argmax}_t y(t, \Delta) \quad (4.6)$$

egyszerű maximumkeresést választani. Praktikus realizációkban azonban  $y(t, \Delta)$  nem áll rendelkezésre, pusztán az áramköri pontatlanságokkal, zajokkal terhelt

$$z(t, \Delta) = y(t, \Delta) + v(t) \quad (4.7)$$

változata.  $v(t)$  itt egy véletlenszerű, stacionárius, delta-korrelált  $R_v(t) = \sigma^2 \delta(t)$  gauss folyamat, melynek szórása  $\sigma$ .  $z(t, \Delta)$  függvény diagramon ábrázolva a korábbi 4.1. ábrán látható. A szuperponálódott zaj miatt könnyen kialakulhatnak lokális maximumok, emiatt a maximumkereső detekciós algoritmus eléggé sérülékeny. Mindenesetre kiindulási alapként a továbbiakban is szerepeltetni fogjuk a többi algoritmussal való összehasonlításban.

Többféle döntési stratégia került összehasonlításra: első a fentiekben bemutatott egyszerű maximumkeresés (4.6), ami a szétcsatolt, laterális interakció nélküli egyréteges neuron-struktúrának felel meg. Második a mediánszámítás-jellegű integrál:

$$\int_{-\infty}^{\Delta'} z(t, \Delta) dt = \int_{\Delta'}^{\infty} z(t, \Delta) dt \quad (4.8)$$

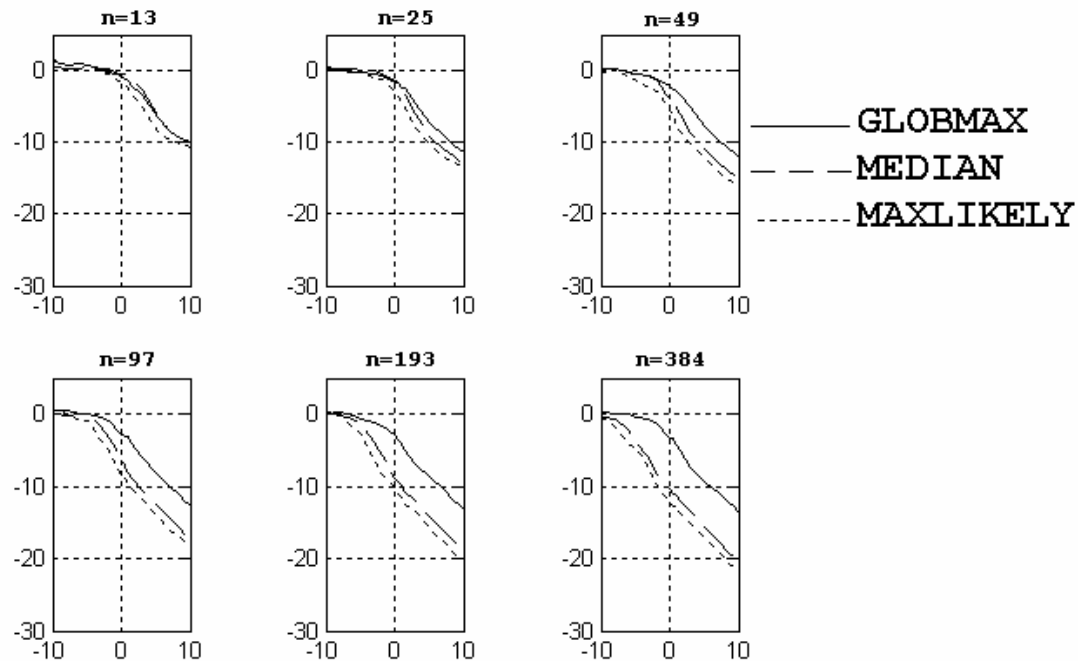
A formulában a keresett  $\Delta'$  becslés értéke implicit módon az integrálás határaként van megadva. Az így megadott kétoldali integrálás könnyen megvalósítható CNN triggerhullámokkal. Ez sokkal robusztusabb eredményt ad, mert bizonyos mértékig lyukakat is képes betölteni, tehát lokális maximumoknál nem akad el.

Viszonyítási alapként a négyzetes eltérés értelemben optimális „maximum likelihood” döntést is felhasználjuk (4.9). Ez az algoritmus tulajdonképpen egy görbe-illesztés, ami iteratív jellege miatt a kívánt idődetekciós korlátok között nem megvalósítható. Mégis szükségünk van rá, mert a detekció hatékonyságára vonatkozó elméleti felső korlátot ez testesíti meg:

$$\Delta' = \operatorname{argmax}_B \int_{-\infty}^{\infty} \left( z(t, \Delta) - x(t, B) \right)^2 dt \quad (4.9)$$

#### 4.4. Az algoritmusok összehasonlítása

A detekciós algoritmusokat számítógépes szimulációval vizsgáltam, MATLAB keretrendszerben. A szimuláció paramétere a jel-zaj viszony, és a döntésbe bevont CNN cellák száma. Látható hogy a 4.6. ábrán pontvonallal megjelölt “Maximum Likelihood” algoritmus hibázási gyakorisága mindig kisebb a szaggatott vonallal jelölt “Median” algoritmus hibázási gyakoriságánál. A legrosszabb eredménye az egyszerű globális maximumkeresésnek van. Ennek a hibavalószínűsége nem is javul, ha növeljük a beépített neuronok számát. Az optimum “Maximum Likelihood” döntésnél a pontosság javul a felhasznált neuronok számával. Tehát a detekcióban fölhasznált számítási teljesítmény teljes mértékben számítási nyereséggé konvertálódik a “Maximum Likelihood” esetében. A diagramokról emellett leolvasható hogy a CNN-hullám szaggatott vonallal jelölt döntése is nagyjából követi ezt a trendet. Pontosabban megfigyelve leolvasható hogy aszimptotikusan 1.5dB -lel marad el az információelméleti optimumtól. Tehát ugyanabban az ordóban van, mint a „maximum likelihood”. A mediánszámítás nemlineáris művelet lévén szuboptimum megoldás, azonban ez csupán 1.5dB veszteséget jelent. Bőven kárpótol minket ezért a CNN-triggerhullám sebessége, és az a tény, hogy egyetlen lépésben, egyetlen CNN utasítással készül el az eredmény.



4.6. ábra: Szimulációs eredmény a detekciós algoritmusok összehasonlítására. Vízszintes tengely a jel-zaj viszony [dB] Függőleges tengely a hibázás valószínűsége [dB]. „n” jelöli a detekcióban részt vevő cellák számát. Az igazi kihívás a 0dB jel-zaj viszony körüli, és esetleg zajszint alatti detekció megvalósítása.

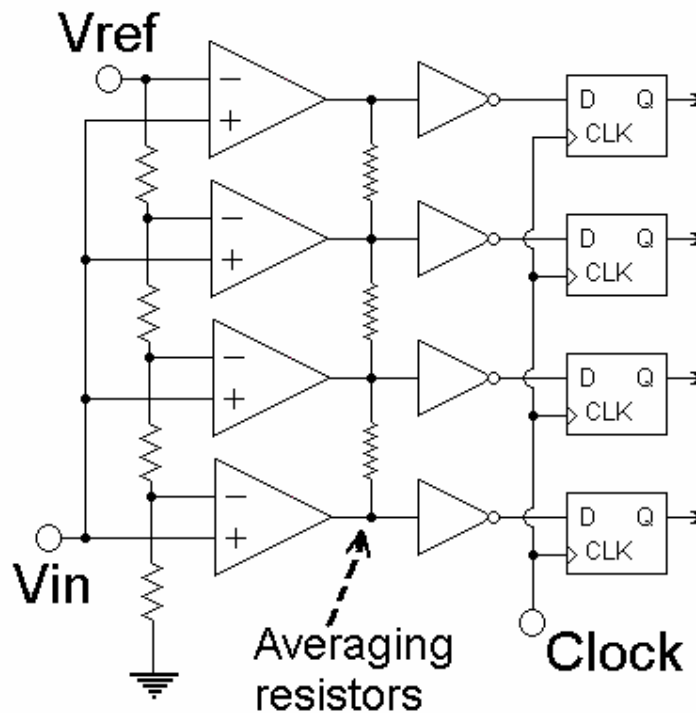
A CNN tömb méretezéséhez fontos támpontot kapunk, ha megfigyeljük, hogy a hibázási gyakoriságban mutatkozó nyereség 1.5dB-lel növekszik, ha megduplázzuk a neuronok számát. Tehát a nyereség nem egyenesen arányos, hanem csak a beépített neuronok számát négyzetgyökével  $\sqrt{n}$  növekszik. Ez azt jelenti, hogy például 16-ról 64-re emelve a CNN tömb oszlopainak számát, a detekcióban elérhető pontosság megduplázódik. Emiatt az ilyen CNN tömbök méretét előlött meghatározni már nem túl gazdaságos. A négyzetgyökös összefüggés miatt az elérhető nyereség kimerül, a túlságos hardware – igény gazdaságtalanná teszi a nagy méretű áramköröket.

A görbék lefutása ezenkívül kimutatja a zajhatár alatti (jel-zaj viszony kisebb mint 0dB) működés lehetőségét. Zajhatár alá azért tudunk menni, mert az elemi feldolgozó egységekben jelenlevő korlátokat a rendszer egésze túllépi: az információ nem 1 elemben van tárolva, hanem több sejten, az egész réteg együttes állapota tartalmazza a fülközi késleltetést (Interaural Time Difference, ITD). A neurobiológia nyelvén szólva ez egy Cortex-szerű kódolás, a DENSE kód, ami csak a triggerhullám végére alakul át egyetlen neuron válaszára. Ami pedig egy Hippocampus-ban elterjedt kódoláshoz, az ún. ritkás (sparse) kódhoz hasonlítható.

#### 4.5. Hiperélesség a Flash rendszerű Analóg-Digitális átalakítóban

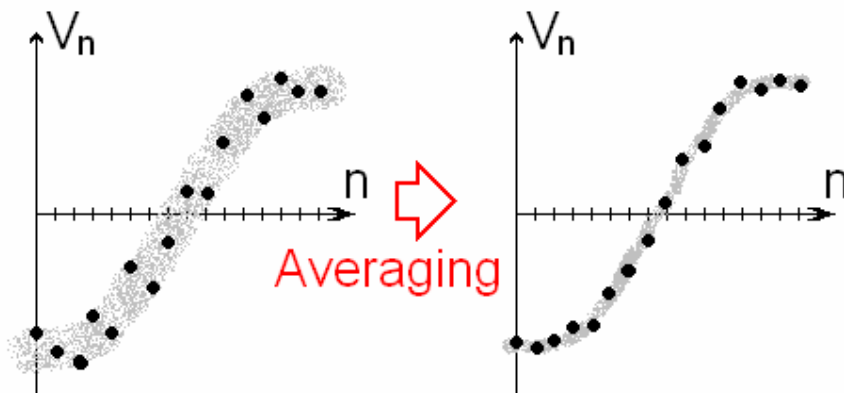
A célunk az, hogy a hiperélesség jelenségének alapján egy térbeli áramköri struktúrával szelektivitás-növelő hatást érjünk el. A következőkben bemutatok egy CNN-től, és Biológiai motivációtól független áramköri megoldást. Az innovációnak ilyen irányba való megnyilvánulása még inkább figyelmeztet minket arra, hogy a CNN mintájára megalkotott térbeli reguláris struktúrák áramköri szinten is egyre több teret kapnak a jövőben.

Az átlagolás (Averaging) technikája 1991 óta ismeretes a Flash A/D konverterek világában. Lényege a pontosság növelése, az elemi erősítők fokozatokban jelenlévő offszethiba csökkentésével, elsimításával. Az itt látható klasszikus Flash A/D (4.7. ábra) ki van egészítve a jobb oldalon elhelyezkedő átlagoló, kiegyenlítő hálózattal, ami az „Averaging Resistors” ellenállásokból áll. Ez a passzív rezisztív háló az egyik legegyszerűbb térbeli szűrő, a CNN-es műveletek közül a sima izotróp diffúzióknak felel meg. A Flash A/D irodalomban 1999 óta foglalkoznak az „Averaging” átlagoló szűrő részletes analízisével, és az A/D átalakító egyéb működési paramétereire gyakorolt hatásával.



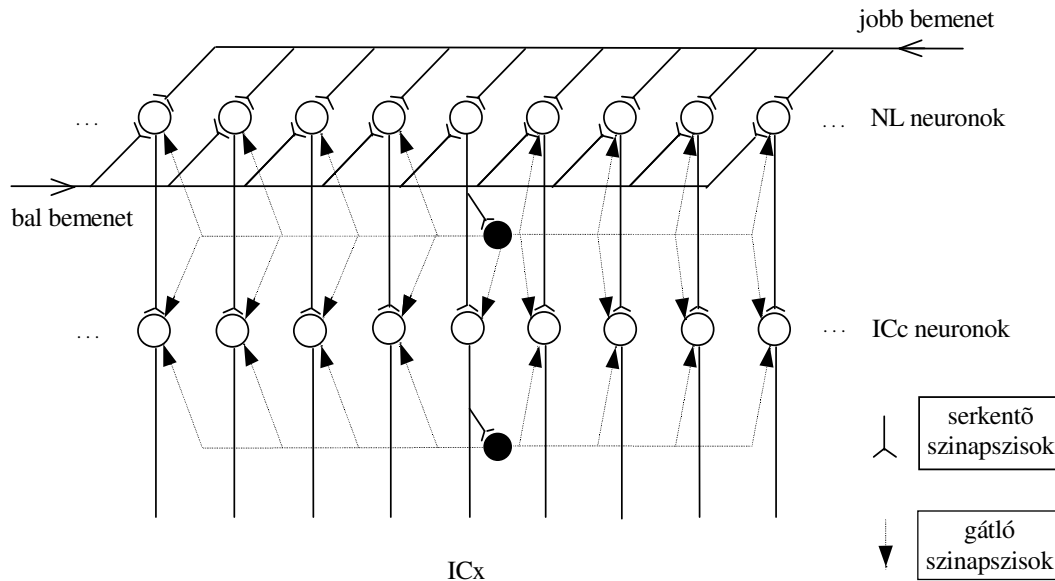
4.7. ábra: Flash típusú Analóg-Digitális átalakító kiegészítve átlagoló hálózattal: „Averaging Resistors”

Ideális esetben mindegyik erősítő a bemeneti feszültséget a saját referenciapontjához viszonyítva mérné. Azonban az áramköri pontatlanságok (mismatch) miatt erre egy időben állandó, erősítőnként független eloszlásúnak tekinthető zajfeszültség, offset szuperponálódik. Ez a hiba csökkenthető lenne nagyméretű alkatrészek felhasználásával, hiszen ahogy a Pelgrom modell [40] tükrözi, az illesztetlenség fordítottan arányos a felülettel. Mindazonáltal ez nagy pazarlást jelentene a helyvel, és a parazita kapacitások miatt az áramkör működését is lassítaná.



4.8. ábra: Az első erősítőfokozatok kimeneti feszültségei  $V_{in}=V_{ref}/2$  esetén, átlagolással és anélkül

A hatás azon alapszik, hogy az első erősítőfokozatok kimeneti tartománya bőven átfedi egymást. Tehát egy erősítőfokozat számára a szomszédai, bár másik referenciaponthoz képest mérnek, mégis hordoznak értékes információt. Annál a mérőpontnál, ahol a nullaátmenet van, a döntést segíti, ha figyelembe vesszük, hogy a szomszédos referenciapontokon mennyi az eltérés a nullától. Ezt szemlélteti, hogy a 4.8. ábra bal oldali diagramján az erősítők kimeneti feszültségét reprezentáló fekete pontok szét vannak szóródva. Ha átlagoló hálózatba kötjük őket, akkor csökkenthetjük a mérés bizonytalanságát, miközben az alsó és a felső szomszédok kiegyenlítik egymás referenciapontjának eltérését (4.8. ábra jobb oldali diagram).



4.9. ábra: A gyöngybagoly hiperélességre épülő hanglokalizációs agyközpontjának modellje [16]

A hiperélességgel való rokonság szembetűnő, ha összevetjük a gyöngybagoly anatómiájával: (4.9. ábra)

Adott a reguláris struktúra, hiszen teljesen egyforma sejtek, vagy erősítők sorakoznak egymás mellett szigorú rendben. Ezenkívül mind a sejtek, mind az A/D konverterek egymást átfedő receptív mezővel rendelkeznek. A gyöngybagolynál ez azt jelenti, hogy az egyes neuronok időállandójánál nagyságrenddel finomabb időzítési információt képes kinyerni. Az A/D konverterben pedig a referenciaosztó lépésköze kisebb az elemi erősítők fokozat offszethibájánál. Tehát a szenzorainkat úgymond sűrűbben, közelebb helyezük el egymáshoz, mint amilyen felbontásuk önmagukban lenne. Így tudunk szélesre hangolt, gyenge szelektivitású receptorokkal nagyobb felbontást, hiperélességet megcélozni. A hiperélesség harmadik feltétele a laterális összeköttetés. Tehát a feldolgozás szempontjából keresztirányú összeköttetésekre van szükség, amivel a szomszéd szenzorokban meglévő releváns többletinformációt bekapcsoljuk a döntésbe, az igen-nem logikai információ kialakításához. Ez az elektronikában az „Averaging Resistors” ellenállásokból felépített rezisztív háló, a biológiában pedig a fekete pöttyel jelölt gátló interneuronok dendritfája.

Az idegsejtekből itt csak két réteg látszik, de a hiperélességet megvalósító laterális interakciót minden rétegben újra be lehet vetni, ahol a sejtek vagy tranzisztorok kis eltéréseiből újra pontatlanság ered. Mai A/D konvertereknél nem ritka a 3 vagy 4 szintű erősítőkaskád, de a jelen idő-digitális konverterünkben a laterális kapcsolat az egész CNN tömb mentén hat, hullámterjedés közben is kompenzálva az áramkörü hibákért.



---

Az A/D konverterek mélyreható analitikus elemzésénél a hibák eloszlását gauss folyamattal modellezték [41][42], és ezzel egyszerű arányosságot állapítottak meg: a laterális kapcsolatba bevont erősítők száma durván megegyezik a felbontás javulásának négyzetével [43]. A szokásos flash-A/D átalakító implementációkban a szóhossz 6 bites, ez 64 komparátort jelent. Ezen körülbelül 10 komparátor szélességben fejti ki hatását a laterális interakció, és így 3-szoros javulást, pontosság-növekedést ér el. Ez egybehangzik a hírközlélméletből [33] ismert példával: Az adás 10-szeres ismétlésével annyira javul a bithibaarány, mintha  $\sqrt{10} \approx 3$  -szor nagyobb lenne a jel-zaj viszony. Három, igazán optimum körüli chip a [41][44][45]. Ezek csak néhány évesek, tehát úgy gondolom általában elmondható, hogy az elosztott, hálózat-szerű gondolkodás még mindig nem terjedt el az áramkörtechnikában. Az elosztott algoritmusok, az elosztott problémamegoldás még mindig kizárólag a szoftver sajátja a CNN-UM chipekben is. Véleményem szerint ez az A/D konverterekben alkalmazott "averaging" módszer az első példa arra, hogy egy áramköri problémát térbeli művelet segítségével javítanak föl.

## 5. Fejezet

## AZ IDŐ-DIGITÁLIS KONVERTER

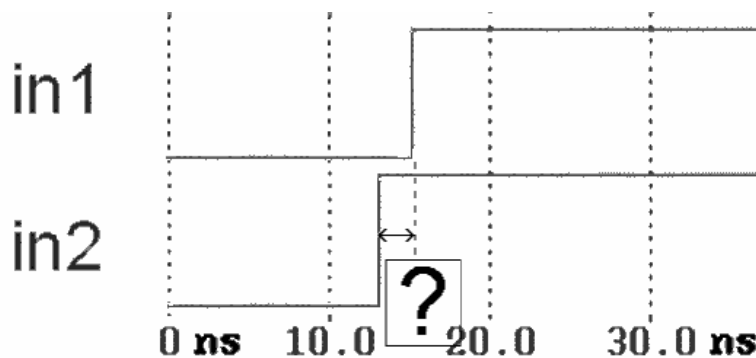
**5.1. Bevezetés**

Az idő-digitális átalakító (Time-to-Digital Converter, TDC) funkciója gyakorlatilag megegyezik a stopperóráéval: Van egy „START” és egy „STOP” gomb, és a stopperóra a két gomb lenyomása között eltelt időt méri. A jelen dolgozatban közreadott Hiperpontos Csip feladata tulajdonképpen egyszerű időmérés. Kettő egymást követő jel érkezik a készülék bemenetére, és az elektronika kiszámítja, hogy mennyi idő telt el közöttük. Napjaink mikroelektronikai gyártástechnológiai lehetőségei néhányszor tíz pikoszekundumos nagyságrendű alsó korlátot jelentenek erre az időtartamra nézve. Ebben a legalsó tartományban működő elektronikus eszközöket nevezzük Idő-Digitális Konvertereknek (Time-to-Digital Converter, TDC).

Ez a fejezet betekintést ad az Idő-Digitális Átalakítók világába, és felsorakoznak a szakirodalomban manapság fellelhető különböző TDC architektúrák.

**5.2. Idő-digitális átalakító áramkörök**

Az idő-digitális átalakító tulajdonképpen egyfajta analóg-digitális átalakítást végez, ahol a bemeneti analóg érték nem egy feszültség- vagy áramértékben fejeződik ki, hanem egy időzítésben. Ez a bemeneti folytonos értékészletű információ két esemény egymáshoz képesti időbelisége, példaképpen kettő elektromos jel felfutóél-tranziense között eltelt időtartam hossza (5.1. ábra),



5.1. ábra: Az idő értelmezése TDC analóg bemeneti értéként

---

de jelentheti egyetlen jelben két egymást követő esemény közötti késleltetést is, például egy felfutó él és az azt követő lefutó él között eltelt időtartamot. Itt megjegyzendő, hogy definiálhatunk negatív bemeneti értéket is, abban az esetben az előjel a két esemény sorrendiségét hivatott jelölni.

Az átalakító kimenete, diszkrét értékészletű információ, leggyakrabban bináris szám, amely a bemeneti érték átalakítás során kvantálással nyert közelítő értéke. Az átalakítás egysége az a legrövidebb idő, amekkora bemeneti időtartam-növekedés vagy csökkenés már változást okoz a kimeneti digitális kódban. Ezt általános analóg-digitális átalakítás esetén LSB-nek (Least Significant Bit) is nevezik, az idő-digitális szakirodalomban elterjedt még a csatornaszélesség (channel width) kifejezés is. Ezek mind az átalakító időbeli érzékenységét, a felbontás finomságát jelentik. Ennek értéke napjainkban 10-100 pikoszekundum nagyságrendjébe esik.

A pikoszekundumos tartományban való időmérés többféle magfizikai kísérletben szükséges. Időmérő illetve időkülönbség mérő chipeket főleg a detektált elemi részecskék élettartam és sebességméréséhez készítenek, [46] ezenkívül Idő-Digitális Átalakítók használatosak az elemi részecskék követésére ködkamrákban, stb. Másik gyakori alkalmazási terület az Idő-Digitális Konverterek számára a harmadik dimenzió érzékelése, a mélységmérés, de széles alkalmazási körök felöleli a térképészetben használt lézeres távolságmérést is [47], ahol fénysebességgel számítva 1cm távolságnak 66 pikoszekundum felel meg (Time-of-Flight, TOF -elv).

Manapság az idő-digitális konverter chipek fejlesztésének legnagyobb kihívása az érzékenység finomítása, mind kisebb és kisebb időtartamok detektálása. Ehhez a mikroelektronikai technológia fejlődése, a méretcsökkenés magától is közelebb visz minket, de ezen felül a tervezőmérnökök újabb és újabb architektúrákkal, konstrukciós újításokkal is hozzájárulnak a sebesség növeléséhez. Természetesen nem léphetünk át bizonyos fizikai korlátokat: Például nem léphetjük át a Heisenberg-relációt. A/D átalakításnál ez az elméleti határ 840Gs/s 12bit felbontás mellett [48] amiből, ha az idő-digitális átalakítót egybites A/D átalakításként értelmezzük, egyenes arányossággal  $840 \times 2^{12} = 3440640$  Gs/s tehát ennek reciprokaként 291 attoszekundum ( $291 \cdot 10^{-18}$  s) minimális csatornaszélesség adódik.

### 5.3. Számlálók és Interpolátorok

Az idő-digitális átalakító az esetek túlnyomó többségében két részegységre bontható: egy számlálóra és egy interpolátorra. A számláló hosszabb időtartamokat mér, a mérési tartomány mikroszekundumokon felül való kiterjesztéséért felelős. Az interpolátor a számlálás sebességén felüli részlet-időzítések detektálására alkalmas, egyetlen számlálási ütem idejét osztja föl. Az interpolátor feladata a minél kisebb csatornaszélesség, vagyis a pikoszekundumok tartományában minél finomabb időfelbontás elérése. Tulajdonképpen az interpolátor egység megléte húz igazi határvonalat az óra és az idő-digitális átalakító közé: Míg az óraszerkezet mindig megelégszik egy meglévő periodikus alapjel (órajel) leszámlálásával, ezzel szemben az idő-digitális átalakító finomabb időzítési méréstartományt megcélözva az órajel periódus időtartamát is részekre bontja interpolátor segítségével.

#### 5.3.1. A számláló

A számlálóegység az időmérés legősibb, legkézenfekvőbb módszerét képviseli. Már a technika hajnalán, az ókori csillagászatban is alkalmazták az egyenletesen ismétlődő jelenségek egyszerű leszámlálását. Ilyen alapon tekinthetjük például a nappalok és éjszakák periodikus váltakozásának megfigyelését, és az évszakok, esztendők számontartása nyomán kialakult naptárat, mint az időmérés alapesetét. Innen két szempontból fejlődött a leszámlálós technológia: egyfelől a finomabb időmérés érdekében rövidebb lefutású, de pontosan ismétlődő jelenségek keresése indult el: Nevezetes állomása ennek a homokóra, amely néhány perces lefutású időtartamot már biztonsággal megmutat. Később az időzítés finomságára való igényeket az ingamozgás másodperc körüli periódusideje évszázadokra kielégítette. Az ingaóra megjelenésében a másik nagy áttörés a számlálás automatizálása volt. Az óraszámplap az előtte forgó mutatók segítségével információátviteli és információkijelző funkciót is megvalósít, mivel az óra- perc- és másodpercmutatók mozgása önműködően számlálja az inga lengéseit. Tudományos szempontból a különálló óra és külön percmutató használatának a fő üzenete a számlálási információ kompendálása. A módszer teljesen rokon a matematikában az évezredekkel azelőtt fölfedezett helyiérték-használattal, lényegét legtömörebben azonban az információ tárolásra és közlésre érvényes Shannon [33] féle formula fejezi ki:

$$C=W*\log(1+S/N) \quad (5.1)$$

Az óraszám lap esetében a jel-zaj viszony a mutató által kijelezhető teljes tartomány, a 360 fokos kör, és a mutató legapróbb, biztonsággal és kényelmesen szemrevételezhető elmozdulásának arányát jelenti. A percmutató leolvasását például hatvan skálajelölés segíti, tehát a percmutató esetében az S/N jel-zaj viszony arány 60/1.

Növelhetnénk a kijelzett időtartamot ha nagyobb számlapot, hosszabb mutatót használunk, vagy pedig próbálhatjuk nagyítóüveg segítségével nézni a mutatót. Sokkal egyszerűbb azonban egy második mutatót, egy másod-percmutatót üzembe helyezni. Ráadásul ezzel nemhogy megduplázzuk a kijelezhető időt 120-félpercre, hanem egyenesen meghatványozzuk  $60^2 = 3600/1$  másodpercre. Az (5.1) Shannon-képletben  $W$ -vel jelezhetjük a mutatók számát. Tehát a számláló szerkezetre vonatkozó fő tanulság, hogy a kijelzendő idő-tartomány S/N nagysága logaritmikus kapcsolatban van annak információ tartományaival, a  $C$  kapacitással. Másszóval a  $W$  számláló fokozatok (esetünkben óramutatók) számának növelésével exponenciálisan növelhetjük a lefedett időtartományt. A hardware-es komplexitás nem növekszik meg számottevően, ha az időmérés tartományát kiterjesztjük. Hétköznapi példát véve egy dátumkijelzéses karóra nem nagyobb és nem is súlyosabb egyszerű óra-perc kijelzéses társainál.

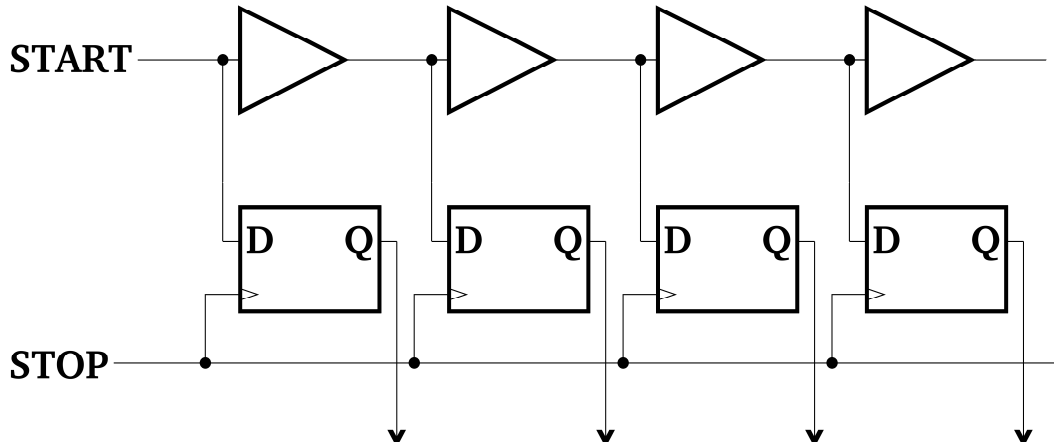
#### 5.4. Interpolátor Architektúrák

A számlálósos időmérők felbontását kézenfekvő a számlálási periódus rövidítésével finomítani. Azonban az órajel frekvenciának praktikus és technológiai okokból felső határai vannak. Technológiai ok a felhasznált tranzistorok lassúsága. Sebesség szempontjából élen járó technológiák a kompozit félvezetős (pl. gallium-arszenid Ga-As) integrált áramköri technológiák. Ezek használatával könnyen elérhető több GigaHertz-es számlálófrekvencia, de ez nem praktikus a megnövekedett energiafelvétel, illetve nagy zajkibocsátás miatt. Másfelől a kompozit félvezetős gyártástechnológia drága, ezért ritkán alkalmazzák, leginkább csak mikrohullámú rádiókészülékek végfokozataiban.

A gyakorlatban biztonsággal kivitelezhető, kis fogyasztású idő-digitális átalakító CMOS áramkörök számára az optimális órajelfrekvencia 50-100 MHz körül van. A chipfelületen megtalálható, időméréshez használható jelenségek közül az elektromos rezgés ennyiben kimerül, az ennél finomabb felbontású idő-digitális átalakítók magát az elektromos jel terjedését kell hogy kihasználják.

### 5.4.1. Lineáris Késleltető Lánc

A közvetlen idő-digitális átalakítás az elemi kapukésleltetést veszi alapegységként. Az ilyen áramkör blokkdiagramja az alábbi 5.2. ábrán látható.



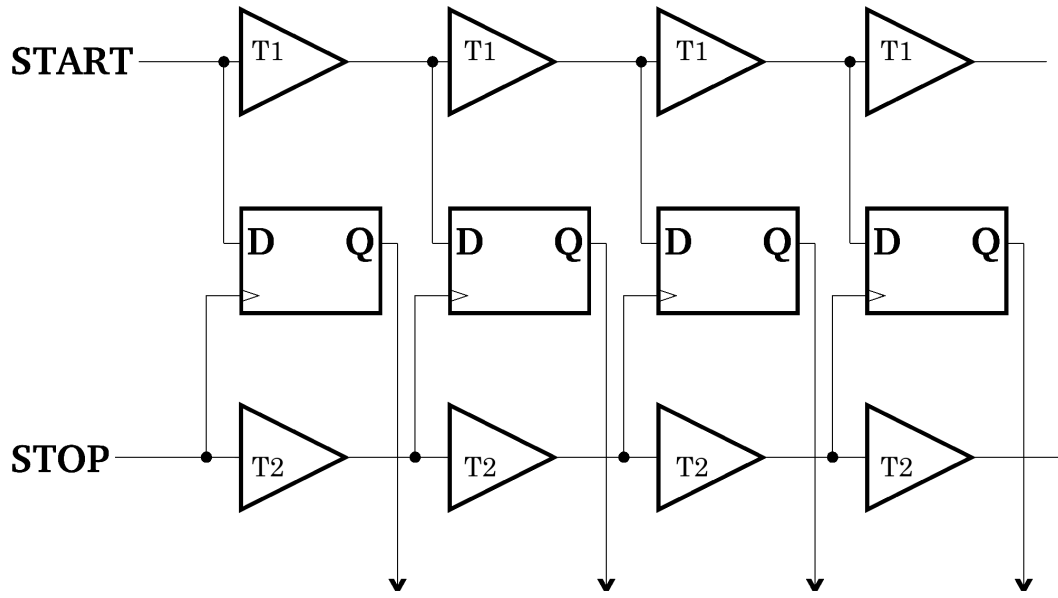
5.2. ábra: Lineáris késleltető lánc alapján megépült Idő-Digitális Átalakító

A közvetlen átalakító a “START” bemenőjelet egy késleltetőkből álló láncon vezeti végig. A késleltetők logikai kapuk, neminvertáló bufferek. Fölfoghatóak egyszerű nem-fázisfordító erősítőként is. Az a szerepük, hogy minden egyes késleltetőn való átjutáskor a „START” jel  $T_{pd}$  késleltetést szenved.  $T_{pd}$  a terjedési késleltetés, (propagation delay) a kapun való átjutáshoz szükséges idő. A “STOP” jel megérkezése a D-tárolókat zárja, és ilyen módon egy pillanatfelvételt rögzít a Q kimeneteken. Ez a pillanatfelvétel regisztrálja, hogy a “START” jel hanyadik késleltetőig jutott el a “STOP” megérkezése előtt. Utólagos logikai feldolgozással a Q kimeneteken meglévő digitális információból ez egy bináris számba leködölhető. A konverzió alapegysége az elemi időlépés, a  $T_{pd}$  kapura jellemző áramköri paraméter.

A lineáris késleltető lánccal való közvetlen idő-digitális átalakítás fő hátránya, hogy a  $T_{pd}$  késleltetés technológiaiag illetve áramkörtechnikailag alulról korlátos. A tranzisztorok lassúsága miatt egy bizonyos értéknél rövidebb idő alatt nem képes a jel átjutni a bufferen. Emiatt ilyen közvetlen idő-digitális átalakító nemigen készülhet 150-200 pikoszekundum alatti LSB értékkel.

### 5.4.2. Differenciális Késleltető Láncok

A differenciális késleltető láncok [49] alkalmazásakor kétfajta különböző késleltetőt használunk: (5.3. ábra)



5.3. ábra: Differenciális késleltető láncokkal ( $T1 > T2$ ) működő Idő-Digitális Átalakító

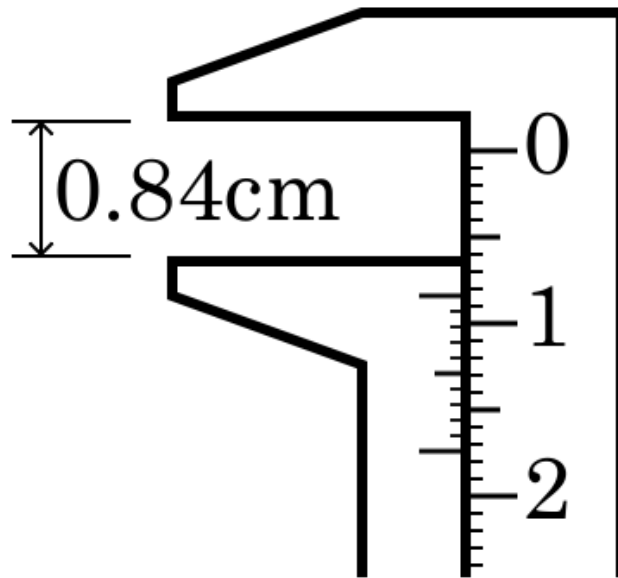
Egy láncot a technológia által megengedett szokásos sebességű kapukból ( $T2$ ) építünk, egy másik láncot pedig módosított, terheléssel vagy más megoldással lassított kapukból ( $T1$ ). A “START” jel a lassabb késleltető elemekből fölépülő késleltető vonalra jut. Az időben utána beérkező “STOP” jelet pedig a gyorsabb láncra vezetjük. Ily módon a “STOP” jel lemaradása lépcsőről-lépésre csökken. A D-tárolók regisztrálják hogy a “STOP” jel megérkezésekor a “START” jel már elhagyta-e a kérdéses fokozatot. A “STOP” jel gyorsabban halad mint a “START” jel, és ezért előbb-utóbb utoléri, majd leelőzi. A D-tárolók állapota tükrözi ezt, és így az utólagos feldolgozás kiolvashatja hogy melyik, illetve hanyadik fokozat volt az, amelyiknél ez az utolérés bekövetkezett.

A differenciális idő-digitális átalakító elemi időlépése a kétféle kapukésleltetés különbsége ( $T1-T2$ ), ugyanis minden fokozatban ennyivel csökken a “START” jel előnye. Ez az LSB érték már elméletileg tetszőlegesen kicsi lehet, a gyakorlatban megfelelő hangolással, kalibrálással jó eredményt lehet elérni. A bemutatott differenciális módszerrel egészen az áramköri zajok, pontatlanságok szintjéig le lehet vinni a felbontást, itt éri el ezen architektúra a benne rejlő korlátot. Az architektúra fő hátránya, hogy az áramköri pontatlanság a lánc mentén összeadódik, és egy hosszú lánc végére a kumulált pontatlanság igen nagy lehet. Miután a láncban lévő fokozatok száma megegyezik az interpolálás arányával, a lánc nem rövidíthető. Ezek után az áramkör funkcióját már csak a benne fölhasznált tranzisztorok paramétereinek javításával, vagyis

drasztikus teljesítményfelvétel illetve elfoglalt chipfelület-növelés árán lehet javítani. A 9.2 –es fejezet összehasonlító táblázata mutat majd be erre vonatkozó numerikus adatokat, fizikai példát.

### 5.4.3. A Vernier-elv

Az előzőekben ismertetett differenciális késleltető láncok, és a továbbiakban bemutatásra kerülő DLL-es (Delay-Locked Loop) idő-digitális konverter áramkörök közös alapkiindulása a Vernier-elv. A Vernier-elv legismertebb alkalmazása a fémmegmunkálásban, vagy akár a hétköznapi barkácsolásban elterjedten használt tolómérő (schubler):



5.4. ábra: A tolómérő.

Az 5.4. képen látható tolómérő szárai 0.84 centiméterre vannak nyitva. A jobboldali centiméter-skálán leolvasható, hogy a nyílás 0.8 és 0.9 centiméter közé esik. A baloldali úgynevezett „nóniusz”-skálán a negyedik osztás esik pontosan szembe egy másik osztással. Ez jelzi, hogy négy tized milliméternél vagyunk az egész milliméteren belül.

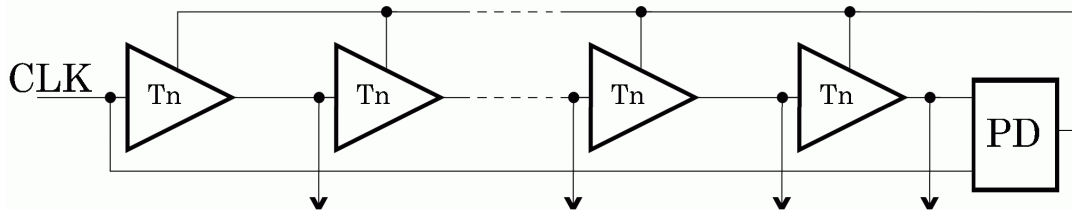
A Vernier-elv az egész milliméter osztások között a nóniusz-skála segítségével interpolál. A nóniusz skála úgy készül, hogy a jobboldalon meglévő milliméter-skálához képest kicsivel rövidebb osztásközöket rovonk föl a bal oldalra. A példában szereplő tolómérő esetében tizedmilliméter az interpolált finom leolvasás egysége, így a nóniusz-skálán az osztások egy tizeddel rövidebbek a szemközti milliméterosztásnál. Így egy nóniusz-osztás milliméterskálához való illesztéséhez képest a szomszédos nóniuszhoz szomszédos milliméter illesztése 0.1 mm elmozdulást jelent.



A nóniusz-skála osztása tehát 0.9 milliméteres. A tolómérőn a 10 osztásból álló nóniusz-skála hossza összesen 9mm.

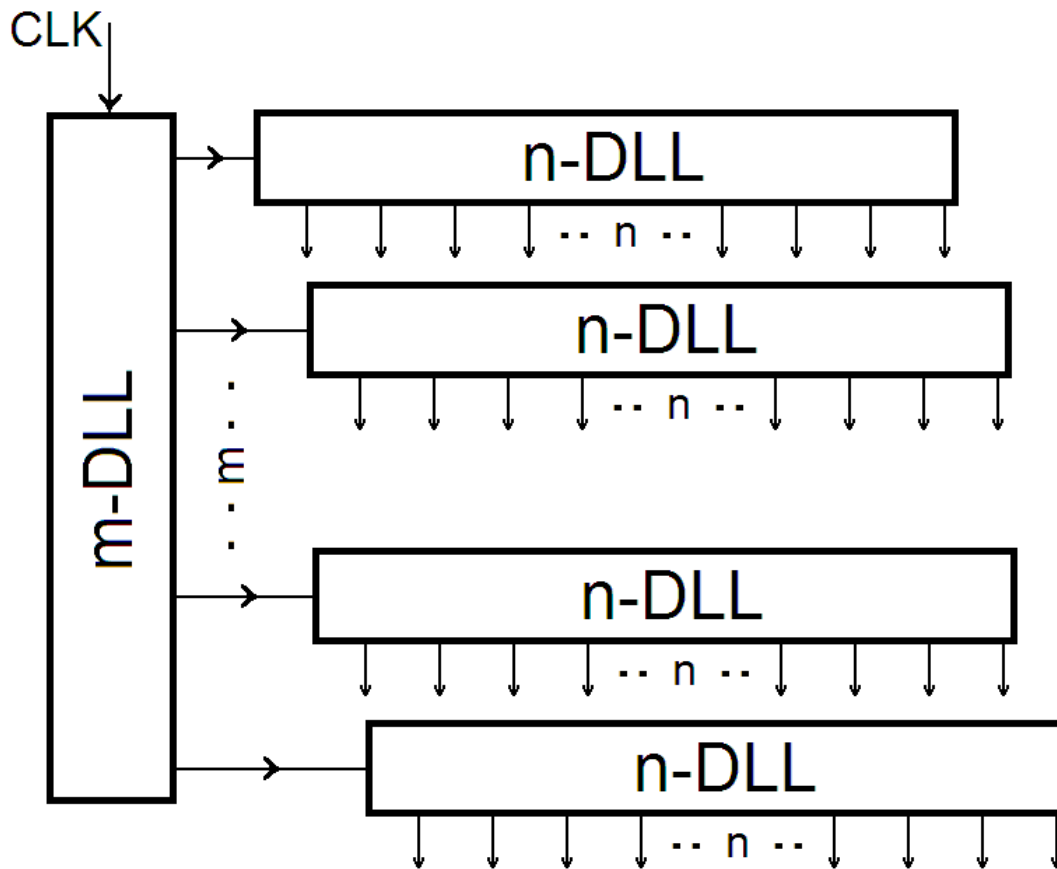
#### 5.4.4. Arrays of DLLs

Előjáróban a DLL (Delay-Locked Loop) felépítéséről és működéséről annyit mindenképpen szükséges megjegyezni, hogy a DLL-ben lévő késleltetők hangolható sebességűek. A vezérlésüket fázisdetektor (Phase Detector) és hurokszűrő (Charge Pump) végzi. Az 5.5. ábrán ezt a vezérlőfunkciót a „PD” feliratú blokk látja el:



5.5. ábra: Késleltetés-zárt hurok (Delay Locked Loop, DLL)

Az így felépülő szabályzóhurok stabil állapotában a késleltető lánc össz-késleltetése megegyezik az órajel egy periódusának idejével. Az  $n$  darab azonos késleltetőből felépülő lánc  $n$  darab kimeneti jele emiatt az órajelperiódust egyenletesen  $n$  időközre bontja. Ilyen DLL áramkörök tömbjéből [50] felépülő idő-interpolátort mutat az 5.6. ábra. Ezen egymástól eltérő „ $m$ ” és „ $n$ ” osztási arányokat alkalmazva létrehozunk a „ $T_n$ ” kapukésleltetési-egységen belül egy „ $m$ ” nóniuszkálát. A kapott  $m \times n$  kimeneti jelet D-tárolókra vezetjük, amelyekkel külön a START és STOP jelek érkezési idejét nagy pontossággal rögzíteni tudjuk a „CLK” órajelhez képest.



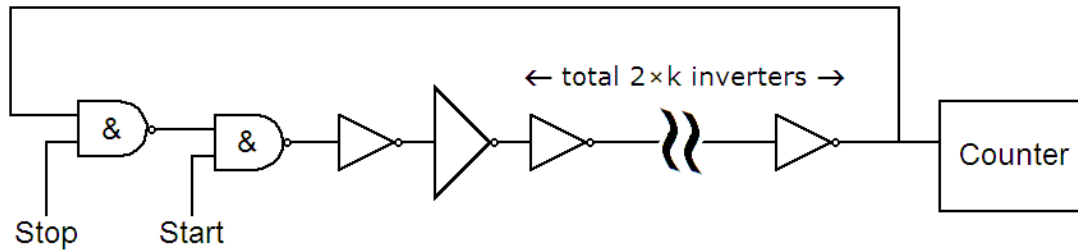
5.6. ábra: DLL-tömbön alapuló Vernier-elvű idő-digitális átalakító

Az itt leírt áramkör rövid DLL késleltető láncok használata miatt kevés zajt, pontatlanságot halmoz föl, hátránya az óriási hardware-igény, és az ezzel járó nagy teljesítményfelvétel.

#### 5.4.5. Ciklikus impulzus zsugorítás

A ciklikus impulzus zsugorításon alapuló (Cyclic pulse shrinking) Idő-digitális átalakító rendkívül innovatív, az időtartomány-beli műveletvégzés (Delay-Domain Computing) eddig ismert legegyszerűbb formája. Az idő-digitális átalakítást egy időbeli „dual-slope” elven végzi, emiatt nagyon lassú működésű. Viszont arányosan kevesebb a fogyasztása is, és a szilíciumon való helyfoglalása szinte elenyésző. Ezért optimum megoldásnak számít ott, ahol csak egészen lassú ütemű (<100ksps) méréseket szükséges végezni. Működésének alapja egy késleltetőkből, leggyakrabban páros számú CMOS inverterből álló gyűrű (5.7. ábra). Ebbe a gyűrűbe a Start és Stop felfutó élek által meghatározott időtartamú impulzust vezetünk. Az impulzus a gyűrűvé záruló késleltető láncon keringeni kezd. A gyűrűre vonatkozó egyetlen feltétel, hogy az össz-késleltetése nagyobb

legyen, mint az impulzus hossza. Így a gyűrű dinamikusan tárolni tudja a Start-Stop időtartamot.



5.7. ábra: Ciklikus impulzus zsugorító áramkör

Az eltárolt impulzus hosszának megmérése egy módosított invertert is találunk a láncban. A rajzon ezt az invertert nagyobbított rajzzel tünteti föl. Ebben az egyetlen fokozatban a tranzisztorméret megváltoztatásával elérjük, hogy a lefutó él kicsit lassabb legyen mint a felfutó él. Például [51] –ban publikált áramkörnél ez a különbség 68 pikoszekundum. A gyűrűben keringő impulzus emiatt minden ciklusban 68 pikoszekundummal rövidebb lesz. A gyűrűhöz kapcsolt számláló folyamatosan számolja az impulzus által futott köröket. Az impulzus egyre rövidebb lesz, míg végül eltűnik a gyűrűből. A számlálóban addigra készen áll a numerikus eredmény, amely megmutatja, hogy hányszor sikerült 68 pikoszekundumot levágni az impulzusból.

Az áramkör strukturális okok miatt tökéletesen lineáris. Az időzítés eltárolása majd számláló segítségével való lépésenkénti kiértékelése miatt a Dual-Slope analóg-digitális átalakító eljárás időtartománybeli megfelelőjének tartjuk. Külön érdekessége, hogy a bemeneti időzítést átalakítás nélkül, közvetlenül az időtartományban tárolja el. Jellegzetessége, hogy a lappangási idő, és ezáltal a mérés gyorsasága a gyűrű összkésleltetésének a négyzetével növekszik, ezért túlságosan nagy bemeneti tartomány átfogásra tervezni nem praktikus.

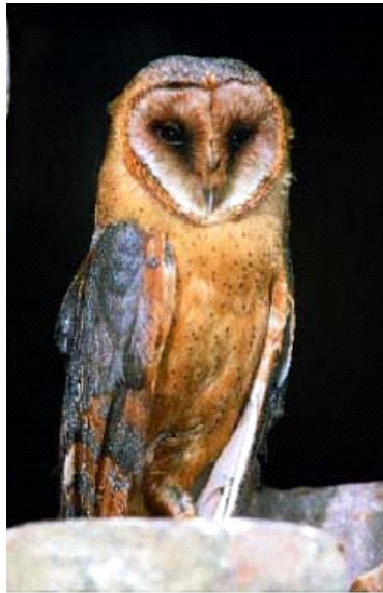
*6. Fejezet***A BIO-INSPIRÁLT IDŐ-DIGITÁLIS ÁTALAKÍTÓ****6.1. Alapfelépítés****6.1.1. Mit nevezünk Idő-Digitális átalakítónak?**

Mint azt az előző fejezetben bemutattam, az idő-digitális átalakító tulajdonképpen egy analóg-digitális átalakítást végez, ahol a bemeneti analóg érték ábrázolása nem feszültségszintben, vagy áramértékben ábrázolódik, hanem egy időkésleltetésben. Tehát korlátos időtartamok folytonos értelmezési tartományából kapott bemeneti értékünk van, amit kvantálni kell, és az így kapott időtartamot kódoló diszkrét információt, mint logikai értéket kell megadni a kimeneten. Az esetünkben megvalósított „Hiperpontos Csip” egy Idő-digitális átalakító, ami a neurobiológiai hiperélesség-funkción alapszik. A „Hiperpontos Csip” két bemenetén négyszögimpulzusokat kap és a közöttük eltelt időtartamot bináris kimeneti értékbe képezi le.

Ebben a fejezetben az időbeli hiperélesség általam elkészített analitikai modelljét mutatom be. A modell a CNN architektúrára épül, de a harmadik fejezetben bemutatott numerikus modellhez képest fő különbség, hogy csak egyes szomszédságú template-et használ. Természetesen az egyszerűsítésnek ára van: a neuromorf akciós potenciálokat nem láthatjuk viszont, itt másmilyen, egyszerűbb reprezentációja van a térbeli aktivitásnak.

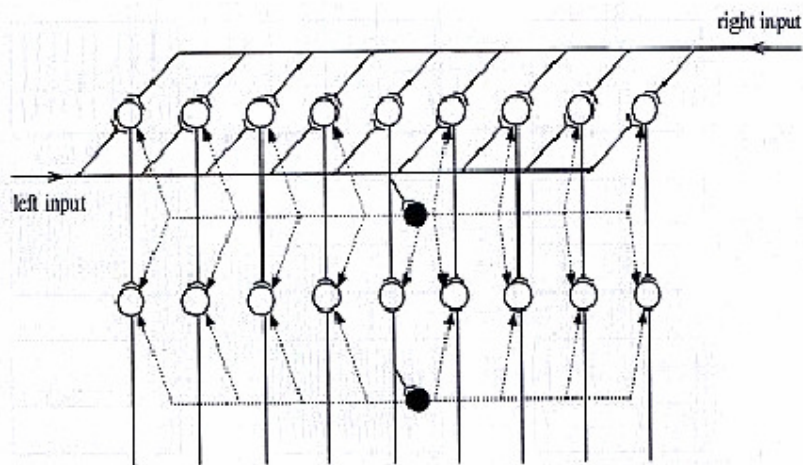
**6.1.2. Biológiai kiindulópont**

Az általam modellezett rendszer, majd a később megépített integrált áramköröm, a „Hiperpontos Csip” a gyöngybagoly (6.1. kép) egyik agyközpontjának anatómiáját [39] utánozza. Ez a ragadozó madár kiváló irányhallással rendelkezik. Akár teljes sötétségben is képes pusztán hangok alapján tájékozódva megfogni a fűben vagy szalmában motozó pockot, egeret. A neurobiológiai kutatási eredményekben az irányhallást a hangérzet feldolgozásának egy másodfunkciójaként kezelik. A hallott hang vízszintes irányszögét főként a két fülbe érkező hanghullámok közti időeltolódásból számítja az agy.



6.1. ábra: Gyöngybagoly (*Tyto Alba*)

A gyöngybagoly úgy állapítja meg a hangforrás irányát, hogy két fülébe érkező hanghullámok között időkülönbséget észlel, és ez alapján azimut irányszöveget számol. Ezt a funkciót a Nucleus Laminaris (NL) [16] látja el, ahol a bal és jobb fülből érkező jelek összehasonlítása történik. A fülek felől érkező Magnocelluláris rostok szállítják az ingerületet a Nucleus Laminaris -t alkotó idegsejtekhez, amelyek koincidencia-érzékelőként működnek. Az NL neuronok egy sorban elhelyezkedve szabályos réteget alkotnak. Az idegroston véges, 3-4m/s körüli terjedési sebességgel halad az akciós potenciál, ezáltal az NL sejtek növekvő késleltetés mellett jutnak az információhoz. Tehát minden NL idegsejt egy időlépés a hanglokalizációs mezőben. Másszóval egy adott NL idegsejt aktivitása a hangtér egy irányának felel meg. Így az agyban egy teljesen topografikus leképezése van a bagoly előtt elterülő hangforrásoknak. A „Hiperpontos Csip” integrált áramkörben késleltető vonalak helyettesítik a Magnocelluláris rostokat, és az NL neuronok koincidenciafunkcióját logikai „ÉS” kapuk adják.

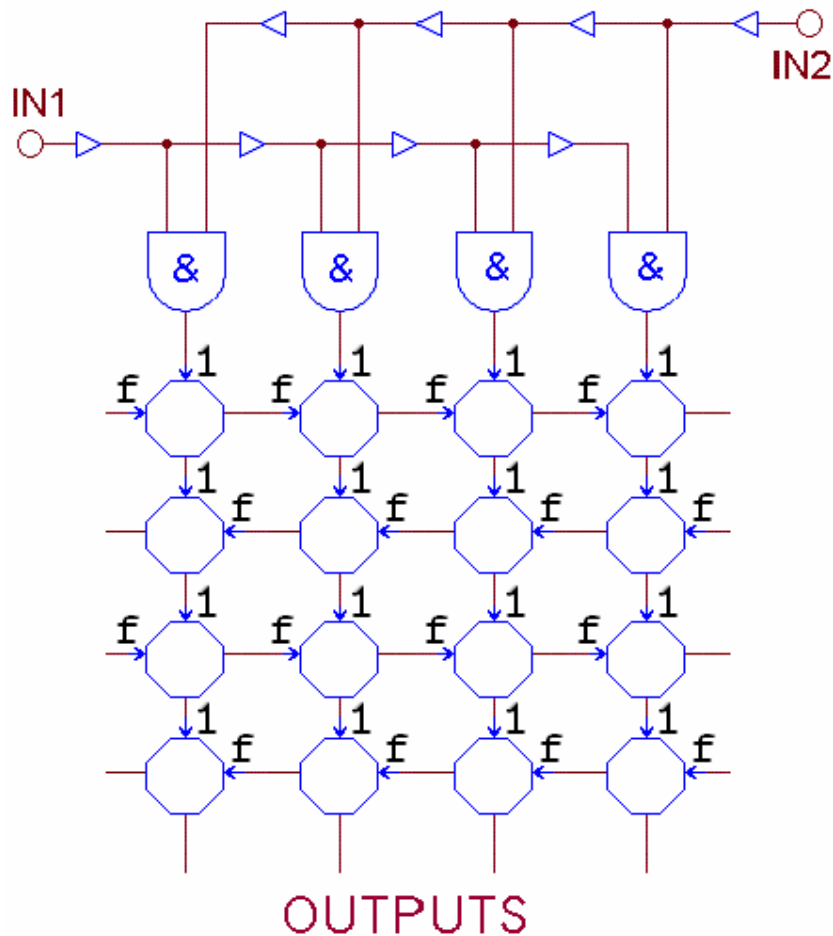


6.2. ábra: A gyöngybagoly időkódoló idegpályájának anatómiája [32]

A 6.2. ábra egy formális ábrázolásmódban mutatja be az idegsejtek elhelyezkedését és összeköttetési rendjét. A biológusok által feltárt szigorúan reguláris struktúra szolgált mintaként a „Hiperpontos Csip” integrált áramkörös maszkrajzolatához. Az időmérési funkciót megtartva az áramkör egy idő digitális átalakítóként használható, amely a két fül helyett két csatlakozón bevitt elektromos jel közti időzítést mér meg, és alakít digitális számértékké

### 6.1.3. Az anatómia lemásolása elektromos áramkörre

Ebben a szakaszban az általam tervezett „Hiperpontos Csip” 6.3. ábra szerkezetleírása következik, amelyet az anatómiával (6.2. ábra) való összehasonlítás közben mutatunk be.



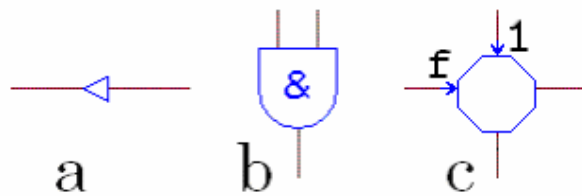
6.3. ábra: A CNN alapú idő-digitális átalakító blokkdiagramja

Az agyközpont bemenetei a bal és jobb fülből érkező idegrostok, ennek megfelelnek a kapcsolási rajzon feltüntetett IN1 és IN2 bemenetek. A magnocelluláris rostok szabályos rendben viszik az akciós potenciált a sorban elhelyezkedő idegsejtekhez. Ezek együtt alkotják a Nucleus Laminaris-t (NL). Az akciós potenciálnak természetesen véges haladási sebessége van, ennek megfelelő késleltetést kap a jel a sorban egymást követő leágazások között. Az áramkörben ennek megfelelő vezetékekből felépített késleltető vonal van, kiegészítve erősítővel, (bufferekkel) amelyek rekonstruálják a jelalakot, és a terjedési veszteségek pótlásával változatlan formában megőrzik a jelet a vonal végéig. Az anatómia szerint a Nucleus Laminarisban lévő idegsejtekre mindkét oldali Magnocelluláris rost szinaptizál. Ezek a sejtek csak akkor tüzelnek, ha mindkét szinapszisukon egyidejűleg kapnak akciós potenciált. Az egyidejűség érzékelésére kialakított funkciót az elektronikában a logikai alapáramkörök közül kölcsönzött „ÉS” kapu valósítja meg. Az NL idegsejtek ezenkívül egymással is kapcsolatban vannak gátló

interneuronok segítségével. Az 6.2. ábrán csak a középső NL neuronhoz kapcsolódó interneuron van feltüntetve, egy kitöltött fekete kör jelöli. Az interneuronokon keresztül minden NL neuron gátlást küldhet a szomszédainak. Természetesen minden NL idegsejtnek megvan a hozzá kapcsolódó saját gátló interneuronja, de nem rajzoltuk meg mindet, mert túl kuszálttá tenné az ábrát. Ennek a laterális irányú gátlásnak az a szerepe, hogy az egymással versengő neuronok között kiválasztódjon a legerősebb, az egyetlen győztes. A kapcsolási rajzon a CNN hálózat cellái tartanak fenn egymással laterális kapcsolatot. A CNN rács elemei két-két irányban kapcsolódnak a szomszédaihoz, kettő bemenettel és kettő kimenettel. Tehát a CNN tömbben a horizontális - laterális kapcsolat egyirányú, vagy balra vagy jobbra mutat. Ennek az egyirányúsításnak csupán áramköri egyszerűség az oka, a cella így a lehető legkevesebb tranzisztorból épül fel. Az agyközpontban meglévő bilaterális kapcsolatot tehát váltakozó irányú CNN sorok egymásra rétegezésével tudjuk pótolni. Ezáltal kettő CNN sor, egy balos és egy jobbos irányítottságú együttesen adja vissza egyetlen idegsejt réteg funkcióját. A Nucleus Laminaris réteg idegsejtek rostjai magasabb agyközpontba mennek tovább, és az Inferior Colliculus-ban (ICc) a topografikus leképezést megtartva egy újabb réteg idegsejtre szinaptizálnak. Itt tehát ugyanaz a szabályos sor-elrendezés megtalálható, mint a Nucleus Laminaris-ban. A laterális gátló struktúra itt is fellelhető. A Hiperpontos Csipben azonos sorok megismétlésével egy egész CNN hálózatot hozunk létre, amelynek a legalsó során fogjuk kiolvasni a kimeneti értéket.

## 6.2. Funkcionális leírás

Háromfajta részegység alkotja a „Hiperpontos Csip” áramköreit:



6.4. ábra: A CNN alapú idő-digitális átalakító építőelemei

A 6.4. ábrán látható késleltető vonalak (a) logikai „ÉS” kapuk (b), CNN cellák (c). A következőkben blokkdiagram szinten áttekintjük a kapcsolási rajzot, analitikusan definiáljuk az egyes építőelemek viselkedését, és eközben egy MATLAB szimulációs eredmény segítségével megismerkedünk a biomorf hullámszámítógéppel megvalósított idő-digitális átalakító működésével. A szimulációban a hullámterjedés pillanatfelvételt-



sorozat formájában követhető a 6.6. ábrán. A pillanatfelvételek egyenletes időközönként 150ps –mal követik egymást, tehát az ábrán a címkézett rajzok jelentése: Time1=150ps, Time2=300ps, Time3=450ps ... és így tovább. Az utolsó, huszonnegyedik pillanatkép szimulátor a 3600 ps-os időlépésénél készült.

### 6.2.1. Analitikus leírás

A késleltető vonal szerepe, hogy a bemeneti jelből több másolatot hozzon létre. A késleltetés egyenletesen növekszik a vonal mentén, tehát minden fokozatra egységnyi időzítés jut:

$$\text{Out}(t)=\text{In}(t-\tau) \quad (6.1)$$

A jelen 0.35 mikronos CMOS implementációban  $\tau=30\text{ps}$ . A késleltető vonalak működése a legszembetűnőbb a 6.6 ábra Time 1 .. Time 6 képein. Itt mind a balról, mind a jobbról érkező jel futását látjuk. A két bemenet „IN1” és „IN2” egységugrás-jele a nulla időpillanatban érkezik, és terjed a középpont felé.

A logikai „ÉS” kapu rajzjele a 6.4b. ábrán található. Az „ÉS” kapu két bemenete a két késleltető vonalhoz csatlakozik. A logikai „ÉS” művelet hagyományos definíciója  $Y=A \cap B$  de most a mi esetünkben az időzítések feldolgozásához egy időbeli képletre van szükség a logikai kapu viselkedésének a leírásához. Tegyük fel, hogy a kapubemeneteken ( $\text{In}_A$  és  $\text{In}_B$ ) egységugrás jelek érkeznek tetszőleges  $\tau_A$  és  $\tau_B$  időpontokban:

$$\text{In}_A(t) = 1(t-\tau_A) \quad \text{és} \quad \text{In}_B(t) = 1(t-\tau_B) \quad (6.2)$$

Az egységugrás-függvény értéke akkor lesz egyes, ha az idő-argumentum nemnegatív, tehát eseményalgebrával kifejezve:

$$A = \{ t-\tau_A > 0 \} = \{ t > \tau_A \} \quad \text{és} \quad B = \{ t-\tau_B > 0 \} = \{ t > \tau_B \} \quad (6.3)$$

A kimeneti érték az A és B esemény metszete, tehát amikor mindkét egyenlőtlenség teljesül. Ha ebből a kimeneten megjelenő jel időbeliségét akarjuk kifejezni, akkor a szigorúbb feltétel teljesülését kell alapul venni:

$$\tau_Y = \max(\tau_A, \tau_B) \quad (6.4)$$

Végül megkaptuk a kimeneti jel időfüggvényét:

$$\text{Out}(t) = 1(t - \max(\tau_A, \tau_B)) \quad (6.5)$$

A CNN-re nézve ennek az a jelentése, hogy a tömb csak azon oszlopaiban indulhat meg a jelterjedés, ahol mindkét késleltető vonalban egyidejűleg megvan a bemeneti jel. A logikai ÉS kapu beépítésének célja tehát az, hogy csak azután indul meg a CNN hullám az egyes pozíciókban, ha már mindkettő késleltetett jel megérkezett. A 6.6. szimulációs ábrán a Time8, Time9, Time10 képeken figyelhető meg ez a legkönnyebben.

A logikai kapukon keresztüljutott jelek a CNN tömb felső élén elhelyezkedő cellákra jutnak. A cellák függőleges irányú csatolása lehetővé teszi a jelterjedést az oszlopok mentén függőleges irányban lefelé. Az anatómiában föllelt, Nucleus Laminaris –ból (NL) Inferior Colliculus –ba (ICc) előrecsatolt serkentő szinapszisok a megfelelői ennek. A szimulációs pillanatfölvételeken a CNN tömb egy oszlopát egy pixel-oszlop ábrázol. A függőleges jelterjedésnek látványos eredménye a szimulációs ábrán a fekete háromszög magasságának növekedése, Time 5-6-7. A függőleges terjedés közben a vízszintes (laterális) irányú CNN cella összeköttetések is szerephez jutnak. Ezeknek a csatolásoknak lassító hatása van a függőleges jelterjedésre nézve, analóg módon a neurobiológiában talált laterális gátló interneuronokéval. Tehát a laterális CNN cella kimenet a szomszéd cella számára meghatározza a függőleges irányú terjedés sebességét. A Celluláris Neurális Hálózat (CNN) keretrendszerben minden processzáló elemnek a viselkedését az alábbi egyenlet írja le:

$$C \frac{d}{dt} v_{x_{ij}}(t) = -R^{-1} v_{x_{ij}}(t) + \sum_{kl \in N_r} A_{ij,kl} v_{y_{kl}}(t) + \sum_{kl \in N_r} B_{ij,kl} v_{u_{kl}}(t) + I_{ij} \quad (6.6)$$

A tömb funkcióját a helyi összeköttetéseket leíró A és B mátrixok határozzák meg. A Hiperpontos Csip CNN celláját leíró template-mátrixok a következők:

$$\mathbf{A}_{\text{odd}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ f & R^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \mathbf{0} \quad \mathbf{I} = \mathbf{0} \quad (6.7)$$

és

$$\mathbf{A}_{\text{even}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}^{-1} \mathbf{f} & \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{B} = \mathbf{0} \quad \mathbf{I} = \mathbf{0} \quad (6.8)$$

A template két alternatív formában szerepel,  $\mathbf{A}_{\text{odd}}$  (6.7) és  $\mathbf{A}_{\text{even}}$  (6.8). A leíró mátrixaik egymás tükörképei, aszerint különböztetjük meg őket, hogy az „ $\mathbf{f}$ ” nemlineáris template-elem bal oldalon van, vagy jobb oldalon:

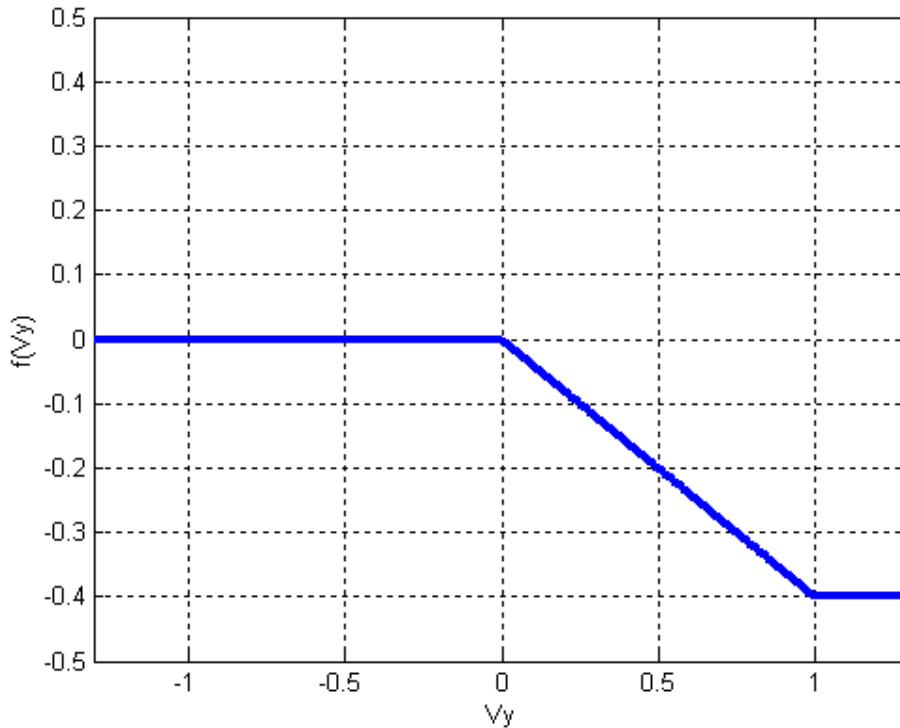
$$\mathbf{f} = \mathbf{A}_{\text{odd}-10} = \mathbf{A}_{\text{even}+10} \quad (6.9)$$

A két változatot egyszerre használjuk a CNN tömbben. A páratlan sorszámú sorokban implementáljuk az  $\mathbf{A}_{\text{odd}}$  template-et, míg a páros sorokban az  $\mathbf{A}_{\text{even}}$  szerepel. Ennek megfelelően a 6.3. ábra kapcsolási rajzán a laterális kapcsolat balról jobbra mutat a legfelső sorban, alatta jobbról balra, és így tovább, soronként váltakozó irányban. A CNN-ben a vízszintes szomszédossági összekötöttség csupán egyirányú. Ezzel szemben az élő idegpályák laterális gátló mechanizmusa szimmetrikus és kétirányú minden rétegben. Az áramköri megvalósítás számára egyszerűsítés, hogy a laterális kapcsolatot csak az egyik szomszéd irányába építjük meg. A természetben található szimmetriát úgy utánozzuk, hogy váltott sorokban pótoljuk a kapcsolatot mindkét oldali szomszéd felé. Tehetjük ezt azért, mert a tulajdonképpeni jelfeldolgozás a feltétel nélküli függőleges terjedés közben történik meg, tehát a kétoldali szomszéddal való interakció változatlanul megvalósul, habár időben egymáshoz képest kissé eltolva.

További különbség az agyközpont és a CNN-es utánezat között, hogy a biológusok szerint egyetlen laterális gátló interneuron hatósugara legalább a harmadik csatornáig kiterjed mindkét irányban. Az áramköri megvalósításban ellenben fizikai korlátok miatt csupán egyes sugarú környezetet vagyunk képesek megépíteni. A ritkás, és egyes szomszédságú CNN template használatának, az egyirányú laterális összeköttetésnek az oka csupán hardware –es egyszerűség. Egyik fő célkitűzésünk hogy minél kevesebb tranzisztort használjunk föl a CNN cellán belül. Ezen egyszerűsítések miatt az elektronikus gátló mechanizmus sokkal kevésbé hatékony, mint a nagy hatósugarú biológiai példája. Mai ismereteink alapján az irányhallás-detekció ban résztvevő idegsejt-rétegek száma legfeljebb három (NL, ICc, ICx). Kompenzálásképpen, a CNN tömb sokkalta több sort tartalmaz, így a laterális interakció többször ismétlődik mint az agyban, és ezáltal tudja ugyanazt a hatást megőrizni.

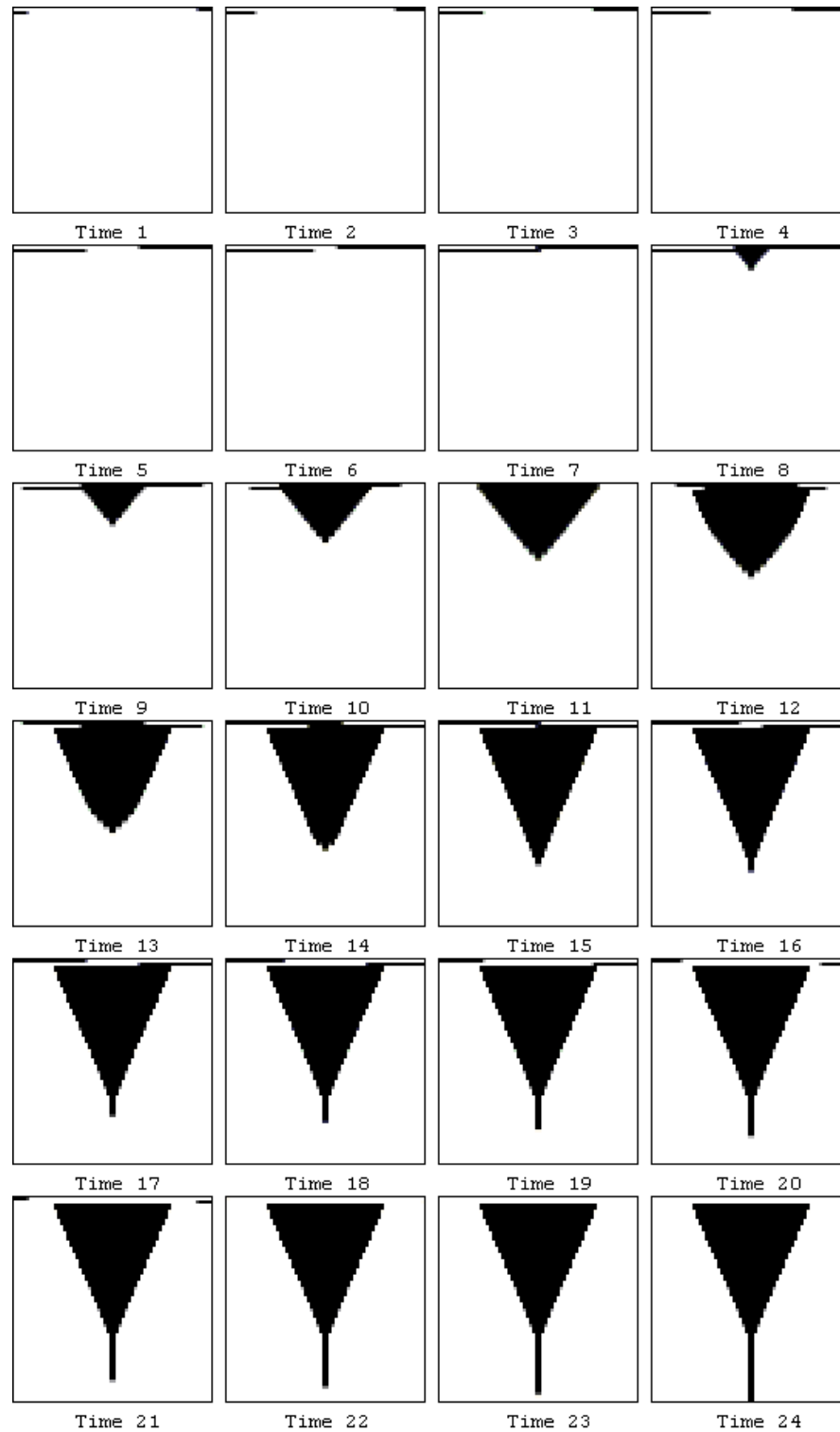
A template mátrixban fölül középen elhelyezkedő konstans  $A_{0,1}=1$  feltétlen, és lefelé irányuló jelterjedést tesz lehetővé. A 6.6. ábrán a Time 9-10-11 rajzokon követhetjük a tömbön lefelé végbemenő hullámterjedést.

A mátrixban szereplő  $\mathbf{f} = A_{\text{odd}-10} = A_{\text{even}+10}$  nemlineáris függvény a laterális szinapszis [52] [53] viselkedését írja le. A szakaszosan lineáris függvény a 6.5. diagramon törtvonallal van megadva.



6.5. ábra: A laterális kapcsolat nemlineáris szinapszisfüggvénye, „f”

Az „f” szinapszisfüggvény hatása a 6.6. ábra Time 12-13-14-15 rajzokon látszik. Azon oszlopokban terjedő jelek, melyek a terjedő hullámfront perifériájára esnek, több késleltetést kapnak. Így aztán lassacskán lemaradnak, és végül elvesznek. A hullámterjedés bizonyos idő után a legtöbb oszlopban megáll, csak a háromszög csúcsa éri végig a CNN tömböt. Ez látható a Time 16-24 rajzokon. A csúcson haladó, vetélytárs nélküli jel marad egyedül, és a CNN tömb legalsó sorában a beérkezéskor detektálható a pozíció, amely kódolja a bemeneti időkülönbséget.



6.6. ábra: A CNN tömbön lefutó hullám szimulációs pillanatfelvételei. Egy időlépés 150 pikoszekundumnak felel meg.

A teljesség kedvéért megadjuk a CNN állapotegyenletet, behelyettesítve a fenti template-tel és a nemlineáris karakterisztikákkal. Az eredeti állapotegyenlet tartalmazza a  $v_y$  tagot.

Ez a CNN állapotváltozóból a szokásos szigmoid-karakterisztikával képzett értéket takarja:

$$v_{y_{ij}}(t) = \mathit{sigm}(v_{x_{i-1j}}(t)) = 0.5 (|v_{x_{ij}}(t) + 1| - |v_{x_{ij}}(t) - 1|) \quad (6.10)$$

ezt (6.10), és a template definíciót (6.7) az állapotegyenletbe (6.6) helyettesítve megkapjuk a hiperélességi CNN cella egyenletét zárt alakban (6.11). A centrális elem  $A_{00}=R^{-1}$  kioltja az állapotegyenletben (6.6) lévő disszipatív  $-R^{-1}$  tagot. A nemlineáris laterális szinapszisfüggvény „ $f$ ” pedig úgy van megadva, (6.5. ábra) hogy máris tartalmazza a szigmoid karakterisztikát. Ezért a (6.10) egyenlet „ $f$ ”-nek invariáns transzformációja, így elhagyható. Tehát a processzáló elemeink állapotegyenlete a következőképpen néz ki:

$$C \frac{d}{dt} v_{x_{ij}}(t) = f(v_{x_{ij-1}}(t)) + \mathit{sigm}(v_{x_{i-1j}}(t)) \quad (6.11)$$

### 6.2.2. A késleltetés-tartománybeli számítás alapelemei

A késleltetés-tartománybeli számítás jelen fejezetben fölvonultatott arzenálját a következő lista foglalja össze:

- Késleltetés (sima vezeték, bufferelt vezeték) a (6.1) egyenlet szerint.
- Kettő közül a korábbi/későbbi jel kiválasztása a (6.5) egyenlet szerint.
- Vezérelt késleltetés a (6.11) egyenlet alapján.

Az ezekkel fölépített komplexebb késleltetés-tartománybeli műveletek a következők:

Egyrészt a (4.4) szerinti konvolúció téridőbeli implementációja, melyet a következő fejezet taglal a 7.2 ábra segítségével, másrészt a hiperélesség, melyet a 6.6 szimulációs ábrán láthattunk.

## A CNN-TDC ÁRAMKÖR

### 7.1. Biomorf struktúra és Bio-inspirált funkció

Az időbeli hiperélesség anatómiájában megfigyelhető lokális összekötöttség miatt a hiperélesség (Hyperacuity) működési elv CNN-re átültethető. A Celluláris Nemlineáris Hálózat (Cellular Neural/Nonlinear Network, CNN) alapú Idő-Digitális Konverter (Time-to-Digital Converter, TDC) Egy olyan áramkör amely szimmetrikus működésű. Két bemenete van, amelyeken négyszögimpulzus jeleket fogad. A „Hiperpontos Csip” kimenete pedig 64 darab D-tároló, amelyek a mérési információt rögzítik. Az átalakító kimeneti eredménye megmutatja, hogy a két bemeneti jel közül melyik érkezett be hamarabb, és mennyi idővel.

Az előzőekben már bemutatott működési elvet tárja elénk újra ez a fejezet. Az eddig megismert mechanizmusokat most új szemszögből láthatjuk. Ezúttal tranzisztorszintű kapcsolási rajzok foglalják el az egyenletek helyét, és áramköri szimulációkkal (SPICE) követhetjük nyomon az áramkör belső működését.

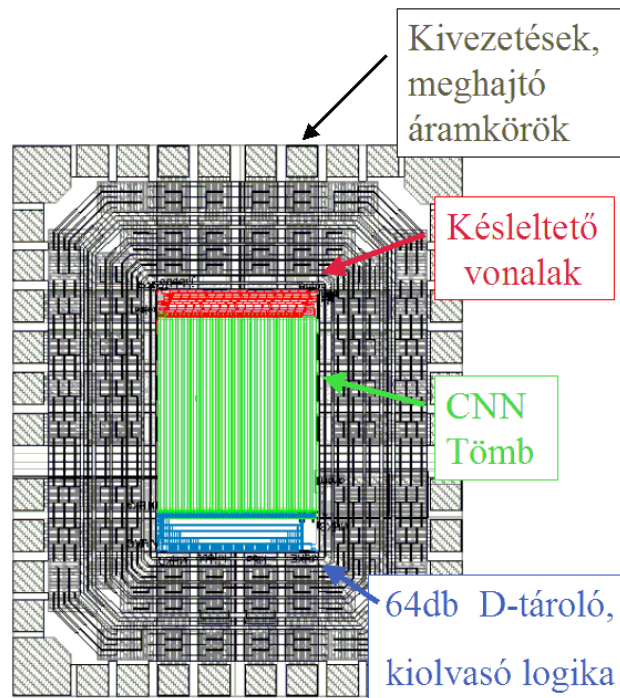
Ez a fejezet a fizikai implementáció felé tett következő lépést jelenti az időbeli hiperélesség modellezésében. Természetesen ahogyan az előző fejezet során, ugyanúgy itt is egy kissé átalakul a modell: például a (6.1)-(6.11) képletekben szereplő állapotváltozót, az egyenletekben szereplő lineáris összegzést, szorzást, meg sem próbáljuk implementálni. Csupán a CNN hiperélességi funkcióját, a hullámtulajdonságot őrizzük meg. Mindeközben közelebb kerülünk a műszaki feladatok megoldásához, és a gyakorlati sikerhez:

A „Hiperpontos Csip” bemért idő-felbontása 30ps, ez fénysebességgel számolva 1cm megtett úthosszot jelent. Ha ilyen felbontású mérést digitális technikával, számláló segítségével valósítanánk meg, 33GigaHertz-es órajelfrekvenciára lenne szükség. Ez a mai CMOS technológiával elérhetetlen, azonban a bio-inspirált analóg CNN architektúra segítségével kivitelezhető.

### 7.2. A Hiperpontos Csip felépítése

A hiperélességre épülő Idő-Digitális Átalakító (Time-to-Digital Converter, TDC) funkcionálisan két részre bontható (7.1. ábra): a Késleltető vonalra és a CNN tömbre. Az

Idő-Digitális konverter központi egysége a CNN tömb, ami  $64 \times 64$  –es méretű. Ennek a tömbnek a felső oldalán helyezkedik el két késleltető vonal, ami kétoldalról a két bemeneti jelet egyenletesen rávezeti a tömbre. A késleltető vonal szerepe a bemeneti információ topografikus leképezése, a CNN tömbé pedig a késleltetési időkülönbség fölerősítése, és a komparálás, tehát a logikai kimeneti információ meghatározása. A CNN tömb másik végén a D-tárolók találhatóak, amelyek rögzítik az eredményt. Továbbá némi digitális kiolvasó logika, amely az eredmények számítógépre való letöltését teszi lehetővé. Tehát a Hiperpontos Csip hullámszámítógépre mindössze ennyi kiegészítő, kiszolgáló áramkört integráltam: a CNN-tömb alsó sorához illeszkedő regiszter tárolja az eredményt, és egy  $64/2$  –es multiplexerrel lehet kiolvasni a számítógépes feldolgozásra továbbítandó mérési értéket.



7.1. ábra: a Hiperpontos Csip részei

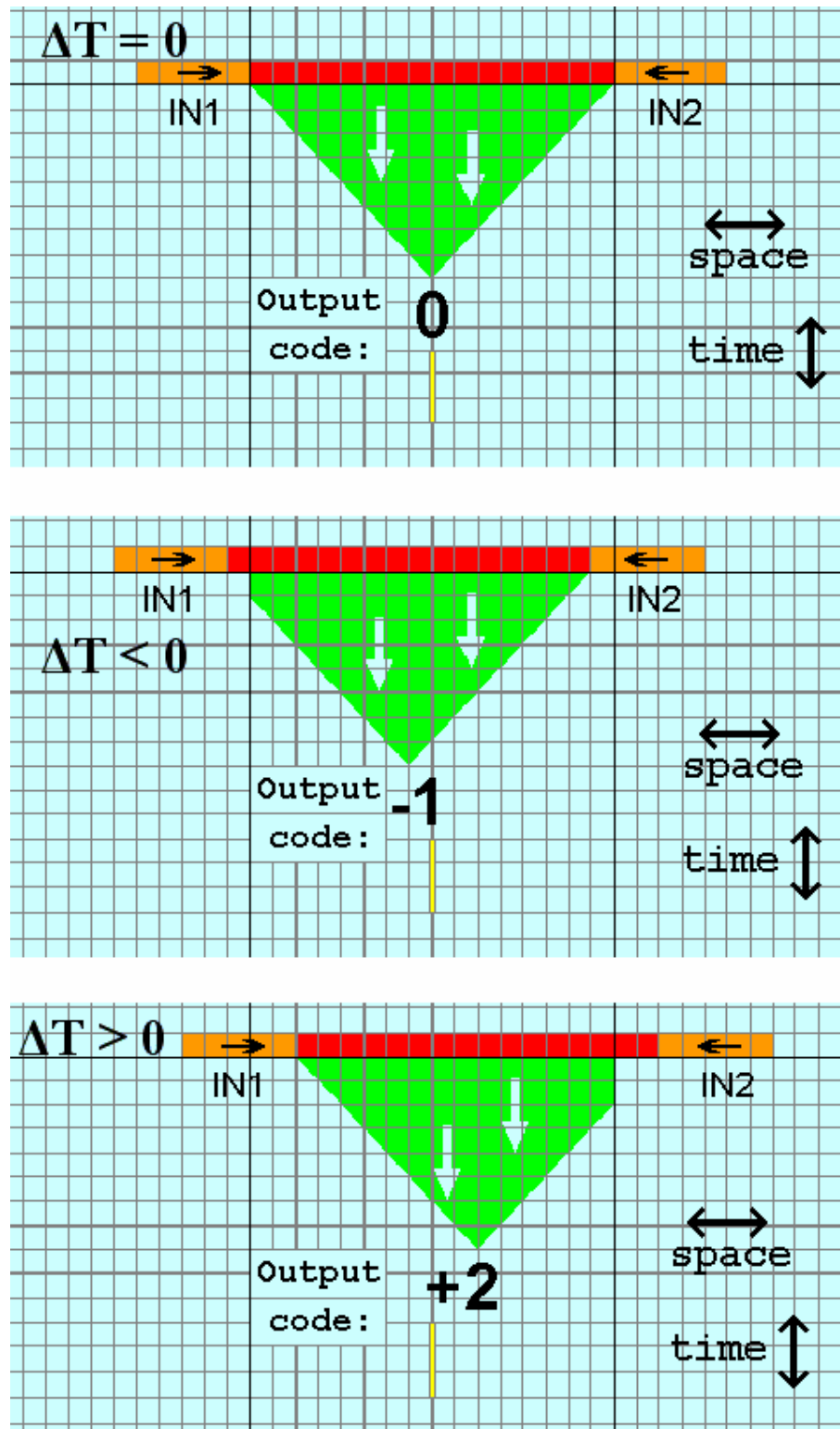
### 7.2.1. Topografikus leképezés

A késleltetőket a topografikus leképezésben, az alábbiakban részletezett téridőbeli konvolúcióban használjuk föl. A működési elv a következő: a két bemeneti jel **IN1** és **IN2** (7.2. kép) két egyforma késleltető vonalra jut, amelyek egymással ellentétes irányban futnak. Valamennyi idő elteltével az egymással szembe haladó jelek találkoznak. Nulla bemeneti időkülönbség esetén a 32. oszlop lesz az, amelyhez egyidejűleg érkeznek a jelek. (7.2.  $\Delta T=0$  eset) Másfelől ha késik az egyik bemeneti jel a



---

másikhoz képest, ezzel eltolódik a találkozási pont, és a középvonaltól balra (7.2. kép,  $\Delta T < 0$  eset), illetve jobbra (7.2. kép,  $\Delta T > 0$  eset) fog elhelyezkedni. A 6.3 kapcsolási rajzon csupán négy CNN oszlopot ábrázoltunk, de igazából 64 szélességű a Hiperpontos Csip CNN tömbje, ami  $\log_2(64) = 6$  bites felbontást jelent. Tehát a két bemeneti jel első találkozási pontjából CNN hullám indul meg a tömbön lefelé. A hullám lefutásakor ezen a pozíción lesz a hullám csúcsa. Eközben a késleltető vonalon tovább futnak a jelek, és a hullám két oldalán mind több és több CNN oszlopot aktiválnak. Tehát először az első találkozás pontján, majd ennek a kétoldali közvetlen szomszédait, és így tovább. Ezáltal egy háromszög alakú hullámfront keletkezik a CNN hálózaton. Rendszerszintű megközelítésben ez a háromszög-alak a bemeneti jelek konvolúciójának eredménye. Az ellentétes irányba futó késleltető vonalak a logikai „ÉS” kapukkal a konvolúciós integrál műveletének térbeli megfelelői. Mindez csupán másolat az anatómiából, a gyöngybagoly Nucleus Laminaris agyközpontjából. Ezt a téridőbeli műveletet az egységek fizikai elhelyezkedése „programozza be”. A Magnocelluláris Idegrostok egymással ellentétes irányban futnak az NL neuronok rétege mentén, és ezzel alakítják ki az érzékelt külső világról alkotott térbeli aktivitás-mintázat térképet. A topografikus leképezés megmarad a magasabb szintű agyközpontokban is. Mesterséges elektronikai utánezat gyanánt a topografikus jelfeldolgozás prototípusát, a Celluláris Neurális Hálózat keretrendszerét használjuk az érzékelt információ előfeldolgozására.



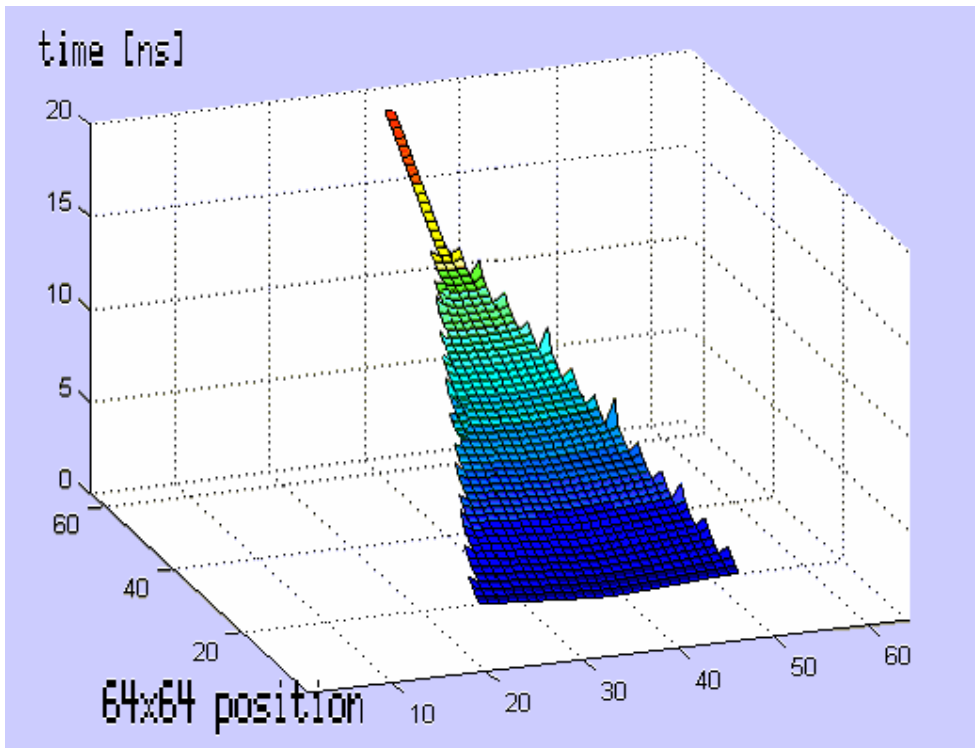
7.2. ábra: A bemeneti időzítés-viszonyok a hullám pozícionálására hatnak, a hullám csúcsának pedig később, a legelső soron detektált pozíciója adja meg a kimeneti kódot.

### 7.3. A CNN-tömb működése

A CNN tömb funkciója, hogy az időzítésben meglévő kis különbségeket kierősítse. A jelek ugyanis a késleltető vonalból szoros egymásutánban jönnek, az egyes kimeneteken jóval az él felfutási tranziensének sebességén fölül. Ilyen jelsorozat közvetlen detektálásra nem alkalmas, a D-tárolókat nagy valószínűséggel metastabil helyzetbe hozná. A CNN tömb feladata, hogy a késleltetőből érkező jeleket szétválassza, és detektálhatóvá tegye. A Hiperpontos Csip a következőképpen működik: a bal és a jobb bemeneti csatornán érkezik egy-egy impulzus. Ezek végigterjednek a két késleltető művonalon. A késleltető vonalak a CNN tömb felső élére csatlakoznak. Az élek terjedés közben összetalálkoznak, ha egyszerre indultak, akkor középen, ha valamennyi előnnyel vagy hátránnyal indult valamelyik, akkor pedig ez a találkozási pont balra vagy jobbra tolódik. A késleltető vonalaknak minden egyes CNN oszlopnál van leágazása, az itt induló jelek függőleges irányban haladnak keresztül a tömbön a tetejétől az aljáig. A találkozás helyén, és később a késleltető vonalon továbbfutó impulzusok nyomán is jelterjedés indul meg a négyzetács alakú CNN tömb oszlopain lefelé. A CNN tömb minden oszlopa külön csatornaként viselkedik, amelyen a tömb tetején beiktatott jel lefut. Az oszlopokon nem függetlenül szaladnak a jelek végig, mert az oszlopok között oldalirányú (lateralis) összeköttetés van, és ezek szabályozzák a terjedési sebességet az oszlopokban menetközben. A függőleges haladási sebességet a szomszéd csatorna időzítettsége befolyásolja. Az egyes csatornáknál futó egymással versengő jelek egy hullámfrontot alakítanak ki. A CNN alapú számítás ezen hullámfront haladása közben történik. A hullámfront alakja határozza meg az eredményt a legalsó sor elérésekor. A szomszédos csatornáknál haladó jelek a laterális összeköttetések segítségével hatnak egymásra, tehát alakítják a hullámfrontot. A cél az, hogy a kezdetben háromszög alakú hullámfront minél hegyesebb legyen, és azután a késés fölnagyítása után meg is állítsák a szomszédos cellák a versenyben lemaradó jeleket. A legalsó soron lévő billenő áramkörök regisztrálják a beérkező jelet, tehát megmutatják, hogy hol van a háromszög csúcsa. Ez megadja, hogy a bemeneti időkülönbség a fölül elhelyezkedő késleltető létrahálózatban hány fokozatnak felel meg. Ezt megszámlálva jutunk a logikai eredményhez. Tehát az áramkör egy szokásos A/D átalakítóhoz hasonlóan tartalmaz egy referenciaosztót, ami itt a késleltető létrahálózat, és komparátorokat, amik itt a billenőkörök. A kettő közé azonban egy CNN tömböt helyeztünk el, ez egy előfeldolgozást valósít meg, és lehetővé teszi a hiperélességet.

### 7.3.1. A CNN-es feldolgozó blokk méretezése, futási ideje

A CNN tömb feladata, hogy fölerősítse a késleltetés viszonyokat, élesítse az időzítésbeli különbségeket, és végül összehasonlítsa, komparálja az egyes csatornában, avagy oszlopokban érkező jeleket. A vízszintes irányban ható laterális kapcsolat a túlságosan elmaradt ( $>20$  pikoszekundum) jeleket lassítja, ami által ezek még több késleltetést szenvednek. Tehát ez egy öngerjesztő folyamat: a későn érkező jelek mind lassabbak és lassabbak lesznek, majd végül megállnak. A megállási kritérium úgy működik, hogy a hullámfront elvékonyodásánál megszűnik a laterális irányú terjedés, tehát egy vonal megmarad. Ez a megmaradt egy oszlop jele eljut a processzortömb szélére, és ott kiolvashatjuk a pozíciót, vagyis az eredményt. Ezáltal a leggyorsabb, élen járó csatorna jele, ami a hullámfront-csúcsnak a pozíciója, mutatja meg a bemeneti késleltetés mértékét és irányát. A 7.3. ábra egy szimulációs eredmény, amelyet az áramköri szimulátor a később gyártásba küldött, teljes visszafejtett Hiperpontos Csip maszkrajzolatán számolt. Az egyetlen oszlop amely az utolsó sort eléri, az kódolja a konverzió végeredményét: az 1 és 64 közé eső oszlopkoordinátát kell kiolvasni. A CNN sorok száma 64, mert a szimulációs eredmények alapján egy  $64 \times 64$ -es tömbbe fér bele kényelmesen a háromszög alakú hullám.



7.3. ábra: Post-Layout áramköri szimuláció, a CNN hullám lefutása  $\Delta T=0$  esetén. Vízszintes tengelyeken a pozíció van fölvéve, a  $64 \times 64$ -es tömbön. Függőleges tengely az időtengely.

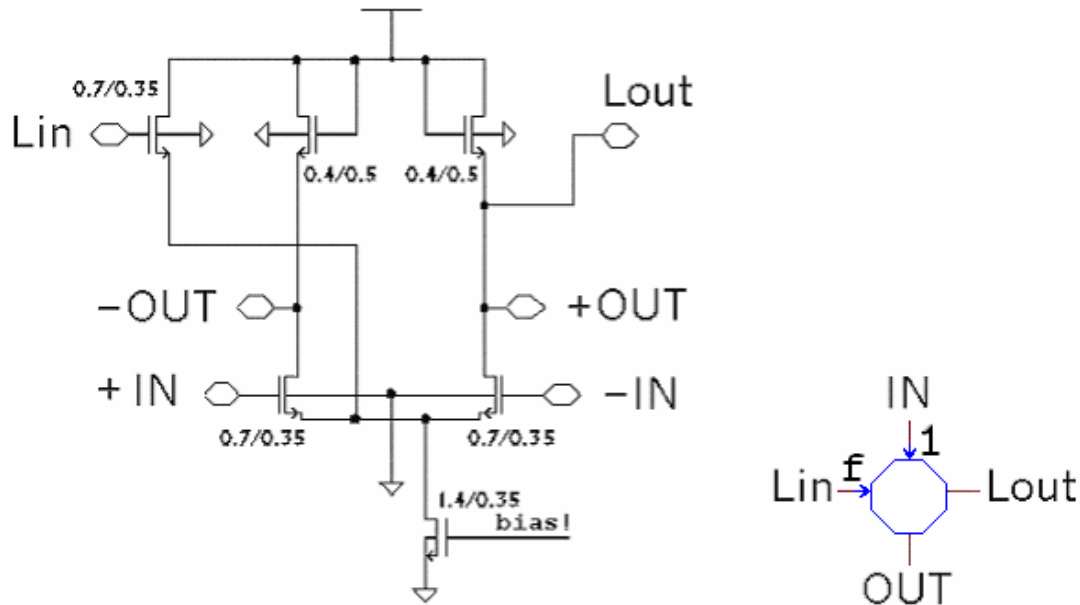
---

A CNN tömböt alkotó körülbelül harmincezer darab tranzisztor a folytonos idejű dinamikájával „számol”. Habár az áramköri blokkok nagyrészt azonosak vagy hasonlítanak a digitális áramkörökre, de nem logikai működésűek: a folytonos értékészletű változókat a felfutó- vagy lefutó élek időpillanatai reprezentálják. Vagyis nem a logikai szintek (0 és 1) tartalmazzák az információt. A műveletvégzés pedig különböző mértékű késleltetések feltételes beiktatása.

A 7.3. ábra a CNN hullámtérben lefolyó műveletet három dimenzióban mutatja. X és Y irányban van fölveve a  $64 \times 64$  es cella pozíció, míg a függőleges Z tengelyen látjuk az idő múlását, megjelölve az időpontot amikor a hullámfront a cellákon áthalad. Ennek az ábrának a segítségével megérthetjük a konverzió lappangási idejének az eredetét is. Ezenkívül az is látható, hogy ismétlődő bemeneti jelek esetén az egymás után induló hullámok egészen közel követhetik egymást. A helyi összekötöttség hatósugaránál kétszer-háromszor nagyobb távolságban már új hullám indulhat, így egyidejűleg egyszerre több hullámfront is jelen lehet a CNN tömbön. A CNN tömb kihasználtsági fokának ilyen módon való emelése a digitális technikában ismert “pipeline” elv analóg megfelelője. Ezenkívül hasonlíthatjuk a városi közúti közlekedésben a forgalom vezérlésére lámpás kereszteződésekben alkalmazott “zöldhullám” elvéhez is.

## 7.4. Áramkörtechnikai Részletek

Három különböző fajta elem építi fel a Hiperpontos Csip központi magját: Vonalmeghajtók, logikai „ÉS” kapuk, és CNN cellák. A vonalmeghajtó és a logikai kapu a Source-csatolt logikai áramkörök (Source-Coupled Logic, SCL) családjából származik. A CNN processzáló elem, az állapotegyenlet (6.11) áramköri megvalósítása pedig egy egyedi céláramkör, bár ez is egy SCL buffer alapján készült. Csak egy kisebb átalakítás volt szükséges, hogy a CNN műveletvégzésre alkalmas legyen. A 7.4. ábra mutatja a kapcsolási rajzát.



7.4. ábra: A CNN cella kapcsolási rajza

A cella maga hat tranzisztort tartalmaz. Ebből öt tartozik a szokványos SCL bufferhez: egy áramgenerátor, kettő a differenciálerősítő-pár, és kettő a munkaellenállás szerepét tölti be. A szimmetrikus **+IN** és **-IN** bemenet és a **+OUT** és **-OUT** kimenet köti össze a sorokat egymással, míg a **Lin** és **Lout** a laterális kapcsolatot teszi lehetővé. A differenciálerősítőt integrátorként tekintjük, és a tranzisztorok bemeneti parazita Gatekapacitása jelképezi az (6.6) egyenlet állapotváltozóját. A kimeneti szigmoid karakterisztika (6.10) a tápvezetékeknél létrejövő szaturációt modellezi. Az áramkör egytranzisztoros szinapszist tartalmaz, amely a laterális kapcsolatot („ $f$ ” függvény 6.5. ábra) a szomszédos cellák között megteremti. A laterális interakció működési mechanizmusa a következő: A **Lin** bemenet egy tranzisztort vezérel, ami egy alternatív áramutat nyit meg a differenciálerősítő munkaponti árama számára. Ez megkerüli a differenciális erősítőtranzisztorokat, elvonja, csökkenti a rájuk jutó tápáramot. Az erősítőfokozat meredeksége emiatt csökken, arányosan a tápárammal. Ennek az a hatása, hogy a jel sebessége csökken, az **IN** bemenetről hosszabb idő múlva jut el az **OUT** kimenetre. A laterális gátlás ezen működését áramköri szimuláción kísérhetjük figyelemmel:

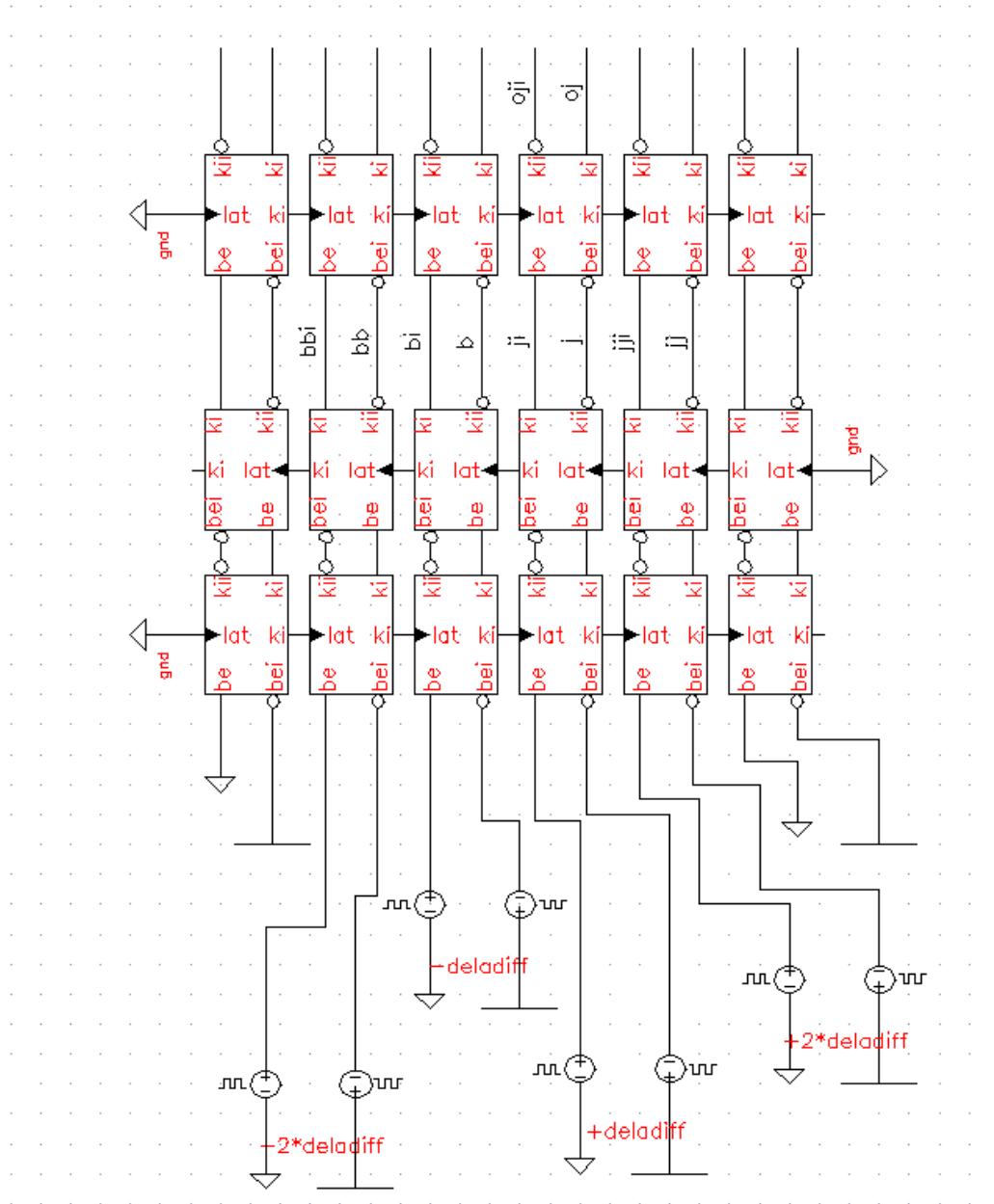
#### 7.4.1. A CNN cella áramköri szimulációja SPICE keretrendszerben

A CNN cellák sorokban helyezkednek el, és minden cella a fölötte lévő sorból kap jelet az **IN** bemenetén keresztül. A CNN processzáló elemek ezeket a bemeneti jeleket a

---

szomszéd cella állapotától függően dolgozzák fel, és az **OUT** kimeneten adják tovább az eredményt a következő sornak. A szomszéd cella állapotát az **Lout-Lin** kapcsolat közvetíti. A műveletet az időtartománybeli számítástechnika (Delay-Domain Computing) terminológiájának segítségével értelmezhetjük. Ez azt jelenti, hogy az információt a jelek időbelisége reprezentálja az egész folyamat során. Ezért a szinapszisfüggvény ami a CNN cella viselkedését meghatározza, az az **IN >> OUT** késleltetés a szomszédos cellák **IN >> IN** jeleinek időzítésének függvényében. Két jel közötti késleltetést úgy értelmezünk, hogy a két jel tranzienseinek időpontjait kivonjuk egymásból. A jel tranziensének időpontja megállapodás szerint a szimmetrikus összetevő nullátmenete (7.1). Ezzel elimináljuk a közös módusú összetevő hatását.

$$t_{\text{tranz}} = \tau \mid (+\mathbf{IN}(\tau)) - (-\mathbf{IN}(\tau)) = 0 \quad (7.1)$$



7.5. ábra: Tesztkörnyezet a CNN cella szimulációs vizsgálatára

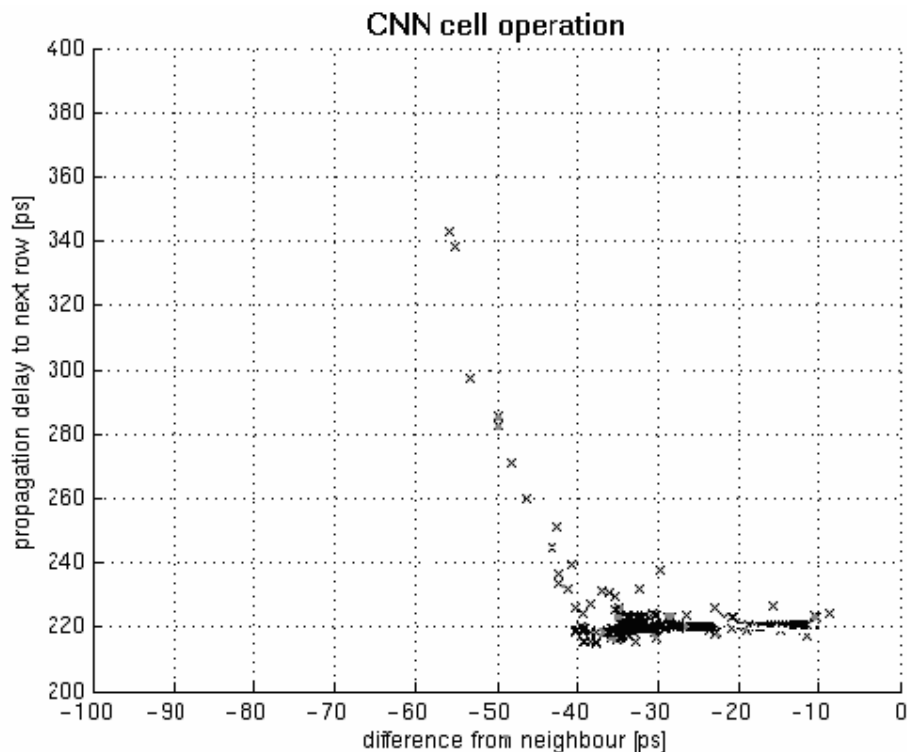
Az egyes CNN cella viselkedését a 7.5. ábrán látható  $3 \times 6$ -os CNN teszt-tömb összeállításban vizsgáltam áramkörszimulátor segítségével. A kérdés a jel függőleges haladási sebesség volt, a szomszédos jel késleltetésének függvényében. A szimuláció paramétere tehát a vezérelt feszültségforrások időzítése (a rajzon „deladiff” paraméter) volt. A szimuláció eredménye pedig egyetlen cella bemeneti és kimeneti jele közti időtartam. A fenti 7.5. kapcsolási rajz jelöléseivel:

$$t_0 = \tau \mid (\mathbf{j}(\tau)) - (\mathbf{j}(\tau)) = 0$$



$$\begin{aligned}
 t_{\text{lat}} = \tau \mid (\mathbf{b}(\tau)) - (\mathbf{bi}(\tau)) = 0 \\
 t_{\text{out}} = \tau \mid (\mathbf{oj}(\tau)) - (\mathbf{oji}(\tau)) = 0
 \end{aligned}
 \tag{7.2}$$

A 7.6. ábrán láthatjuk az áramköri szimulációk eredményét. A függőleges tengelyen leolvasható a cella jelterjedési sebessége, az  $t_{\text{out}} - t_0$  késleltetés. Ez a szomszédos bemeneti jel függvénye, ami a vízszintes tengelyen fölve  $t_{\text{lat}} - t_0$  érték. Az egyes pontok a diagramon a különböző bemeneti idők mellett futtatott post-Layout tranziens szimulációk eredményei. Az 7.6. ábráról leolvashatjuk, hogy alapesetben a jelterjedési idő 220 pikoszekundum körül van. Azonban amikor a bemeneti jel a szomszédéhoz képest egy bizonyos késéssel érkezik, a kimeneti jel még később jelentkezik. A diagram alapján a hatás nagyjából 20 pikoszekundumos lemaradásnál indul meg, és 40ps fölött már rohamos leszakadást eredményez.



7.6. ábra: A CNN cella laterális interakciójának hatása. Vízszintes tengelyen két szomszédos cella bemeneti jelei között mérhető időkülönbség, függőleges tengelyen pedig az ezzel vezérelt  $IN \gg OUT$  késleltetési idő. Az egyes pontok post-Layout tranziens szimulációk eredményei.

Tehát az a cella, amely több mint 20 ps –mal hamarabb kapja meg a jelét a szomszédjánál, még jobban hátráltatni fogja az illető szomszédot. 60 pikoszekundumos lemaradás fölött a laterális kapcsolat megakadályozza a jelterjedést. Ez a jelenség végül minden CNN oszlopban megállítja a jelterjedést, kivéve azt amelyik az élen jár, mindenki előtt. A fenti 7.6. ábrán lévő szinapsziszfunkció nem tökéletes mása az

analitikus leírásban és a funkcionális MATLAB szimulációban használt „f” nemlineáris template-elemnek de hatásmechanizmusuk azonos. Alakjuk csak nagyjából egyezik, mert a szinapszisfüggvény implementációjának legfontosabb szempontja a hardware-es egyszerűség volt. Sikerült csupán egyetlen tranzisztort használatával megvalósítani a laterális kapcsolatot. Ezzel egyszerűsödött az áramkör, továbbá nagy chipfelületet takarítottunk meg. Mindazonáltal az előzőekben bemutatott áramkörü szimuláció (7.3. 3 dimenziós ábra) igazolja, hogy a hiperélesség CNN-hullámtulajdonságait is sikerült megőrizni.

## INTEGRÁLT ÁRAMKÖRI MEGVALÓSÍTÁS

### 8.1. A megvalósítás célja

A legyártatott integrált áramkör egy Idő-Digitális Átalakítót (Time-to-Digital Converter, TDC) valósít meg. A Hiperpontos Csip áramkör kapukésleltetések változtatásán alapszik, és szabályosan ismétlődő, reguláris, skálázható struktúrája van. A szerkezet másolata annak az irányérzékelő idegrendszeri agyközpontnak amelyet a biológusok a gyöngybagolyban írtak le. Az áramkör kicsi helyet foglal a chipfelületen, és az időből pozíció-kódba való közvetlen leképezési módszere akár 500Mps konverziós sebességet is lehetővé tesz. A Hiperpontos Csip különlegessége a szerkezeti és egyben funkcionális szimmetria. Ennek megfelelően az időmérésben használt START és STOP jelek fölcserélhetőek. Másszóval a készülék negatív időt is föl tud dolgozni, más idő-digitális átalakítókra jellemző "holt idő" korlátozás itt nem érvényesül. Mindezek a gyöngybagoly agyában meglévő hangtér-leképezési elvnek az előnyei. A Hiperpontos Csip 0.35 mikronos CMOS technológiával készült, és a mérésekben kicsivel kevesebb mint 30ps – os felbontással rendelkezik.

### 8.2. A chip-terv újdonságai

Napjaink Idő-Digitális Átalakítói különböző elrendezésű késleltető láncokat alkalmaznak, gyakran fáziszárt hurkokba (Phase-Locked Loop, PLL) vagy késleltetési hurkokba (Delay-Locked Loop, DLL) [46][47] beépítve. Ezeket változatos kiegészítő vezérlési áramkörök veszik körül, továbbá az ilyen chipek számára RESET jelet és órajelet kell biztosítani. A Hiperpontos Csip egy közvetlen konverziós architektúrát követ, amely teljesen automata módon működik, amely az időzítő bemeneteken kívül semmilyen más jelet nem igényel. Ugyanis a bemeneti impulzusok elhaladása után az „ÉS” kapuk természetszerűleg újra az alapállapotnak megfelelő alacsony logikai szintet tartják, ami az egész tömböt alapállapotba hozza. Korábban, a hatodik fejezetben bemutatott 6.6 ábrán ugyan megmaradt a hullám lefutásának teljes lenyomata, de ez csak azért van így mert az ott szereplő analitikus modellben még csak egy végtelen ideig kitaró belépő gerjesztésekkel számolt „ÉS” kapu-modell (6.5) van. Akkoriban, az

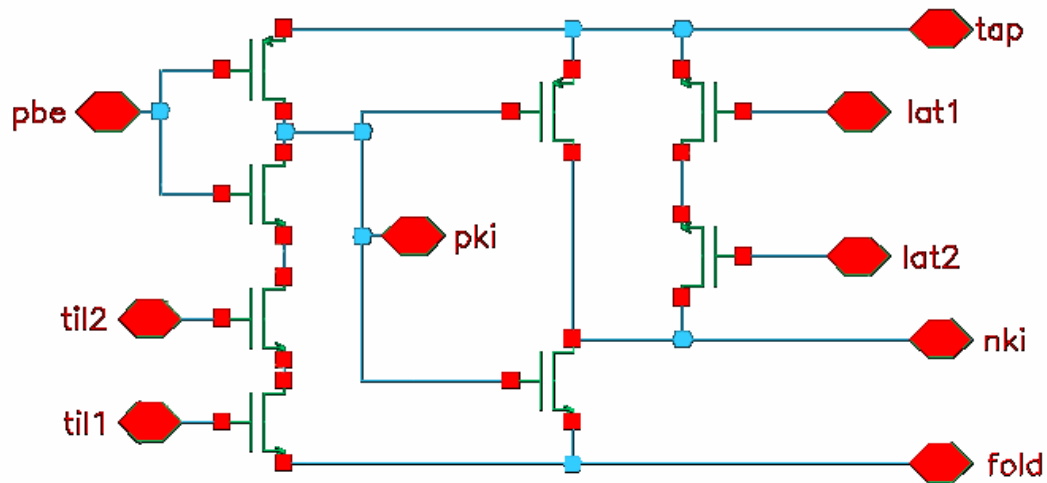
analitikus modell szintjén még nem volt szükség a RESET funkciójára, hiszen a szimulátort mindig alapállapotból indítottam.

A Hiperpontos Csip ötlete egy biomorf modell, amely a gyöngybagoly irányhallás-mechanizmusán alapszik [39]. Az irányérzékeny agyterület a hallott hangok bal és jobb fülbe érkezésének időkülönbségét kódolja. A chipterv maszkrajzolata egyszerű és szabályosan ismétlődő, mint a gyöngybagoly anatómiája. Ez teszi a struktúrát könnyen méretezhetővé, továbbá a más litográfiai csíkszélességű integrált áramkörü technológiára való áttérést is megkönnyíti. Ezenkívül az anatómiában szembeötlő szimmetria felruhazza a Hiperpontos Csipet is a funkcionális szimmetriával. Az áramkör bemenetei olyanok, akár a két egyforma fül: nem teszünk különbséget köztük. Tehát nincsenek START és STOP jelekkel fölcímkézve, mert az áramkör a rajtuk beérkezett jelek között méri az időt a sorrendiségtől függetlenül. A Hiperpontos Csip egy szimmetrikus bemeneti tartományú Idő-Digitális Átalakító, amely a  $-950\text{ps} \dots +950\text{ps}$  határok között működik, tehát a mérésnek nincs holtideje.

### 8.2.1. Az élő idegsejtől a módosított CMOS inverterekig

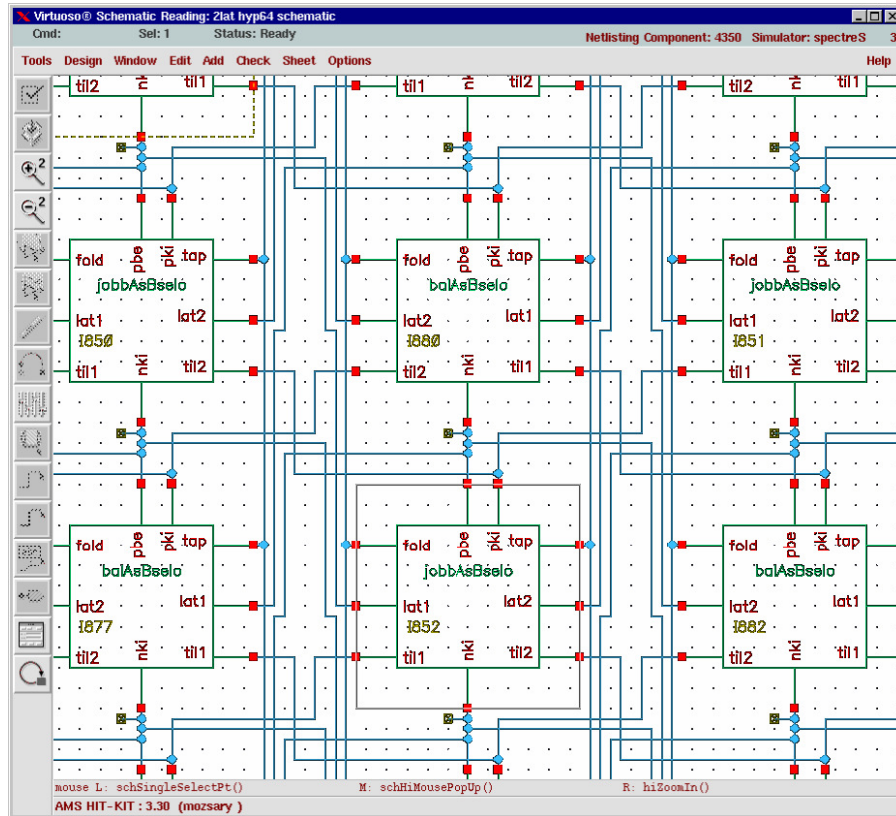
Az időbeli hiperélesség témáján előttem dolgozó tudományos kutatók hosszú évek alatt fölhalmozott tapasztalata biológiai kísérletektől egészen a numerikus CNN szimulációig ívelt. A többcsatornás fiziológiai áramkörü modellből származó nemlineáris késleltetett CNN-template-eket tovább egyszerűsítettem: Először megismételtem a [16] numerikus CNN-szimulációt, majd a hagyományos differenciálegyenlet megoldó algoritmuson alapuló CNN-UM szimulátort elhagyva, MATLAB<sup>®</sup> alapon kerestem a viselkedés alapú egyszerűsítést. A célom az volt, hogy csupán néhány tranzisztorból álljon a nem programozható CNN tömb, ami a hiperélesség műveletét cellánként minimális áramkörü tranzisztorszámmal és tranzisztormérettel, tehát maximális sebességgel végrehajtja. A mostani TSMC 0.35 CMOS technológiára megtervezett, legyártott és bemért 64x64-es CNN háló sok kísérletezés és apróbb-nagyobb változtatás eredménye. Ezek közül most csak egyetlen közbülső fejlesztési állomást emelnék ki: Az első olyan CNN cella kapcsolási rajzát (8.1. ábra), amely tranzisztor szintű áramkörü szimulátorban működőképesnek bizonyult. Ehhez a kapcsolási rajzhoz a standard CMOS inverterből kiindulva több átalakítással jutottam. A fő hátránya hogy nem robusztus a zajokkal szemben, (szubsztrátból becsatolózott zaj, tápvezetékek I×R zaja) továbbá a technológiai szórás (process, mismatch) hatása eléggé közvetlenül érinti. A felsorolt okokból ezen a megoldáson azóta már túlléptem, azonban mégis mérföldkőnek számít a fejlesztés

szempontjából. A legyártott prototípus „Hiperpontos Csip” áramkör már mindenütt differenciális erősítőfokozatokat tartalmaz a CMOS inverterek helyett.

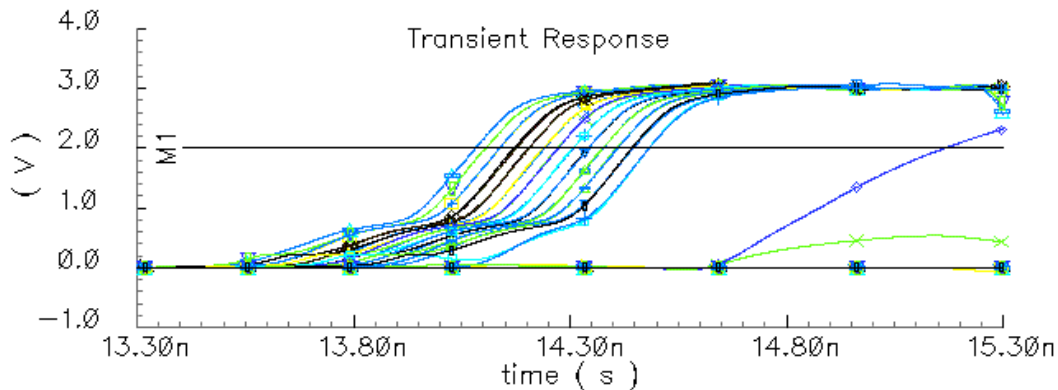


8.1. ábra: A cnn cella statikus CMOS logikai családból kifejlesztve

A cellák belsejében 8 tranzisztort találunk: lényegileg két inverter, amelyek kapcsolási idejét néhány kiegészítő tranzisztor segítségével a szomszéd cellák feszültség szintje vezérli. Ebben a változatban laterálisan kétirányú (ld. a CNN tömb kapcsolási rajzát 8.2. ábra) és azon belül is kétféle mechanizmusú késleltetés-vezérlést próbáltam ki, a később gyártásra került változat még ennél is egyszerűbb lett.



8.2. ábra: A statikus CMOS alapú CNN cellával felépített CNN hálózat részlete



8.3. ábra: Tranziens szimuláció, a cnn egy sorának kimeneti feszültségei. A hiperélességen alapuló időmérő áramkör fő jellemzője a tranziens idő töredéke alatti működés: egyetlen felfutó él tranziense nagyjából 200 ps időbe telik, míg az áramkör 30ps-os késleltetésekkel számol.

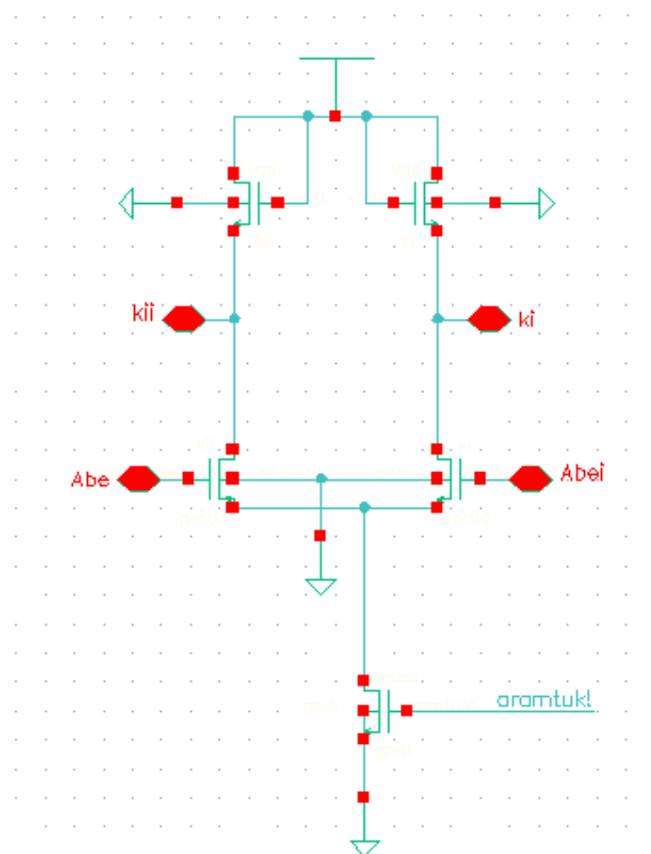
A fejlesztés során az áramköri kapcsolástechnikát megváltoztattam. A később valóban gyártásba került chip az SCL (Source-Coupled Logic) logikai kapuk családján alapszik, ezeknek kedvező tulajdonságai miatt. Szimmetrikus, differenciális áramköri megoldást alkalmaztam minden fokozatban: A késleltető vonalhoz használt buffer 8.4. ábra

---

differenciálerősítő, ugyanilyen differenciálerősítőből építkezik az „ÉS” kapu 8.5. ábra, és a CNN cella 8.6. ábra. A szimmetrikus áramkörök használatának előnye a nagy pontosság a differenciális struktúrából kifolyólag: A közösmódusú elnyomás segítségével a szilíciumszeletek (wafer) közötti eltérések (process variation) hatását szüntethetjük meg. Ez főleg a MOS tranzisztorok küszöb feszültségének ( $V_{th0}$ ) ingadozására vonatkozik. Másik következménye ezen technológiai paraméterek (töltéshordozó mobilitás) szórásának a meredekség (transzkonduktancia) pontatlansága. Ezt pedig a munkapont beállításával ellensúlyozhatjuk. Elég, ha egyetlen közös értéket adunk minden erősítőfokozatnak. A differenciálerősítő erre is kiválóan alkalmas, hiszen az áramgenerátoros meghajtáshoz szokásosan áramtüköröket használunk, amiket egyszerűen össze lehet kötni. Az áramgenerátoros munkapontbeállítással ráadásul hőmérsékleti eltolódásokat is kompenzálni tudunk a munkaponttal. A chipen kívülről szabályozott előfeszítő feszültséggel mindenféle hasonló közös módusú változást stabilizálni lehet.

Különlegessége a Hiperpontos Csipben használt SCL fokozatoknak, hogy a differenciális bemeneti tranzisztorpár terhelése nem a szokásos áramtükörrel van megoldva. Helyette nmos tranzisztorokat találunk dióda üzemmódban. Ezeknek a gate elektródája is a  $V_{dd}$  –hez van kötve. Ez a megoldás természetesen többet vesz el a tápfeszültség-tartományból, ráadásul kisebb impedanciája miatt a fokozat nyílt hurkú erősítését is gyengíti. Az ok amiért alkalmazásra került, hogy a szokásos áramtükörrel ellentétben itt a gate-kapacitás nem a kimenetet terheli. Minthogy a gate a  $V_{dd}$  –re van kötve, a maximális kapcsolási sebességet ezzel a fajta SCL fokozattal sikerült elérni.

A differenciális felépítés további előnye, hogy az egyes fokozatok késleltetési ideje lefeleződik, hiszen egy ponált kimenet elállításához nem kell két invertert sorbakötni, elég a (+) és (-) kimeneteket megcserélni. Ezenkívül nagyobb a tranziens sebesség az áramvezérelt működésnek köszönhetően. Sokkal jobb a differenciális áramkörök zavartűrése is. A differenciális logika kevésbé érzékeny a tápfeszültség-ingadozásra, és a rendszer a szubsztráton keresztül becsatoló zavar szempontjából is védettebb lesz.

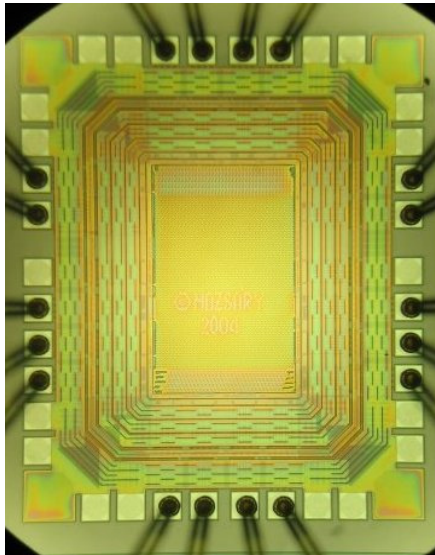


8.4. ábra: A késleltető vonalhoz használt bufferek kapcsolási rajza.

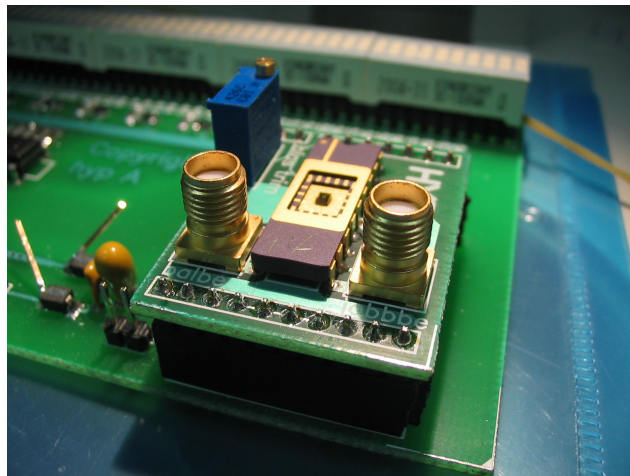








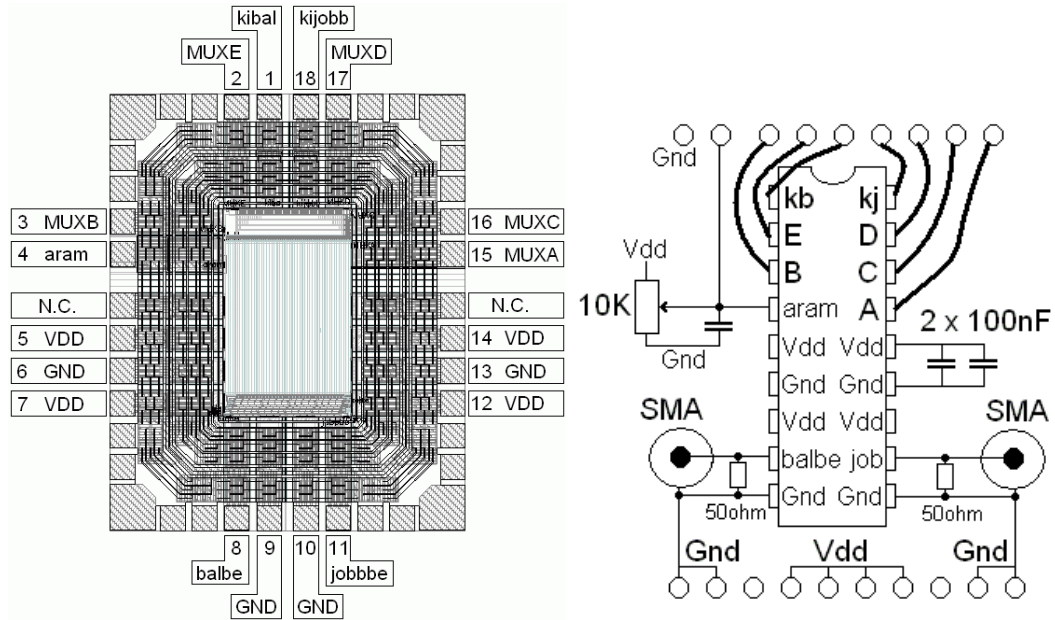
8.7. ábra: A  $64 \times 64$ -es időmérő CNN „Hiperontos Csip” mikroszkópos fényképe



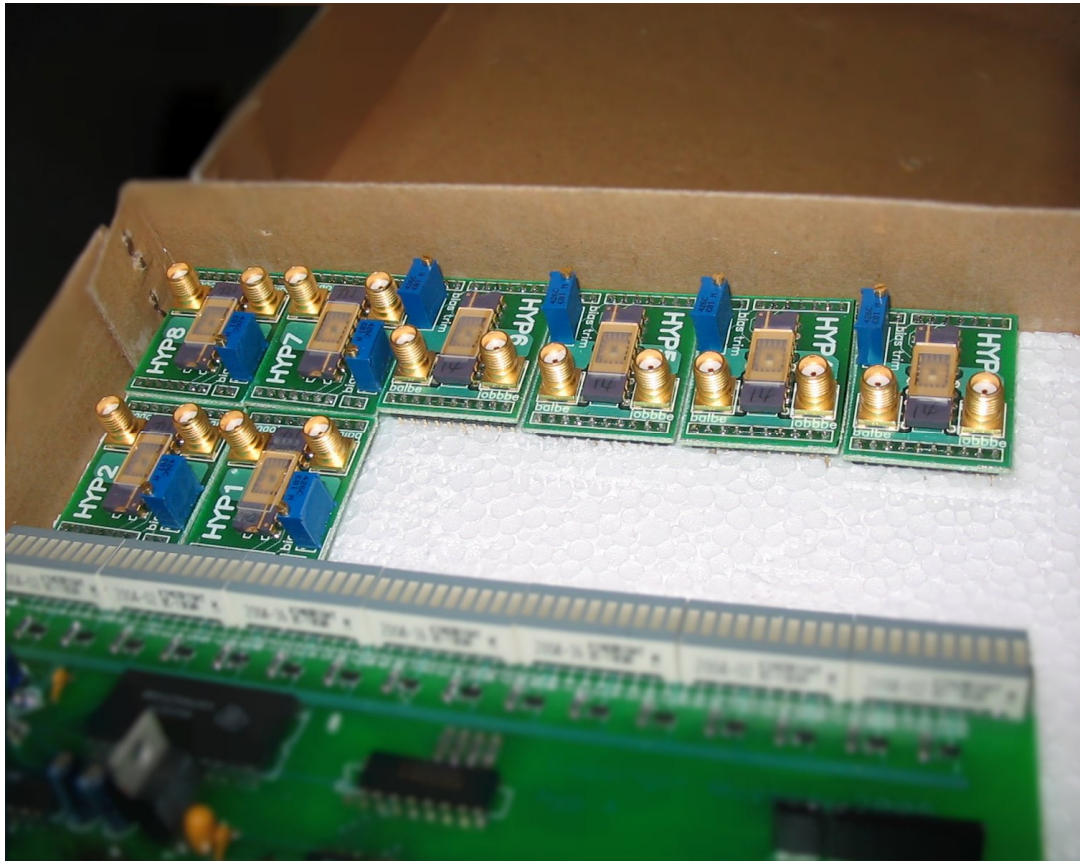
8.8. ábra: a “Hiperontos Csip” tesztártyáscsába ültetve

Mind a nyolc prototípus számára egy külön kis tesztártya készült (8.8. fénykép, 8.9. ábra), amelyen szabványos nagyfrekvenciás SMA csatlakozók 50 ohmos illesztett koaxiális tápvezetékkel várják a bemeneti jeleket. A kis kártyán helyet kapott egy trimmer potenciométer, amely segítségével a munkapont beállítható. Így mindegyik prototípus magával hordozza a saját tápáram beállítását. A nyolc kis tesztártya csereberélhető, csatlakozótüskével van ellátva, és ezzel kapcsolódik a mikrokontrolleres mérőkártyához. A mikrokontroller vezérli a kiolvasó multiplexert az A,B,C,D,E bemeneteken keresztül,

és a kiolvasott állapotot egy ledsoron azonnal meg is jeleníti. Ezenkívül RS-232C soros kommunikációval (COM1, COM2) továbbítja a mérési adatokat a számítógép felé.



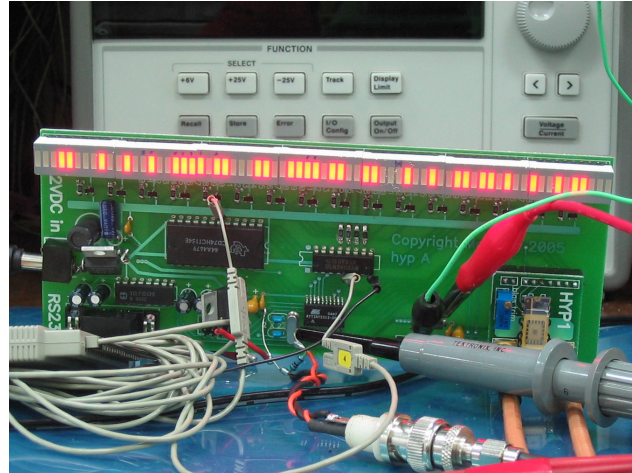
8.9. ábra: A Hiperpontos Csip lábkiosztása, és a kis tesztártya kapcsolási rajza



8.10. ábra: A Hiperpontos Csip nyolc darabos prototípus sorozata.



Sajnálatos módon az 1.8 Wattos fogyasztáson kívül semmit nem sikerült erről az áramkörrel mérésekkel megállapítani. Ugyanis a kimenetről mindig ugyanaz a fix, de teljesen véletlenszerű mintázat (8.11. ábra) olvasható.



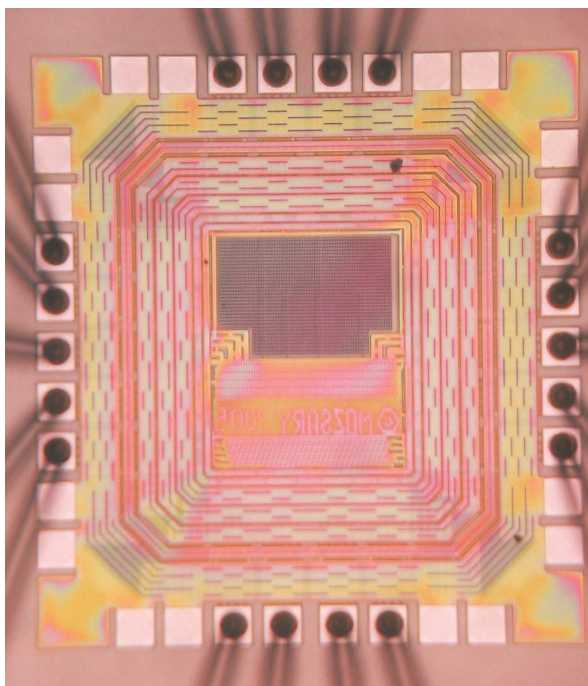
8.11. ábra: Az első prototípus véletlenszerű kimeneti mintázata.

A logikai 1-be vagy 0-ba beragadás okát szimulációkkal kerestem. A CNN cella jelerősítése ( $A_{0,1}=1$  template-elem, (6.7) egyenlet) az egységnyitől kissé elmaradt, amit a  $3 \times 6$  os tesztömb (7.5. ábra) szimulációja nem mutatott ki, de hosszú szimulációval tíz illetve húsz sornyi CNN tömbön át mérve már mérhető hatást mutatott.

A 2005 szeptemberében gyártásba került javított változat egy gyors korrekció, a CNN cella szaturációját a kimeneti munkaellenállásként csatolt tranzisztorok átméretezésével nagyobb feszültségűre vettem. A biztos eredmény reményében csonkoltam a CNN hálózatot, így a hibakeresés céljából legyártott második prototípus sorozat chipjei csak  $8 \times 64$  –es CNN tömböt tartalmaznak. Emiatt itt nem kapható pontos eredmény a teljes hullám lefutásának hiányában. A második prototípus chip mikrofotója, és a technikai paraméterek az I-es táblázatban kaptak helyet.

TABLE I. CHIP DATA

Második Hiperpontos Csip	2006. március 9.
Funkció:	TDC (idő-digitális átalakító)
Sensitivity:	LSB=29.3ps (single shot)
Resolution:	6 bit
Full Scale:	1.9ns
Accuracy:	INL=77.9ps=2.7LSB (RMS)
Conversion speed:	< 500MSPS
Conversion Latency:	< 9ns
Technology	0.35um CMOS
Manufactured:	TSMC, year 2005
Yield:	32.6%
Missing codes:	67.4%
Chip dimensions:	1139 um x 1230 um
Active core size:	0.09 mm <sup>2</sup>
Power Consumption:	675mW @ 3Vdd
Transistor count:	7678



A Hiperpontos Csip 18 lábú 300 mil-es DIL (dual-in-line) kerámiatokba került. A teljes chip mérete ezúttal 1139 x 1230 mikron, de ebből az áramköri mag csupán 0.09 mm<sup>2</sup> a többi helyet a kivezetések fémezései és a lábmeghajtó és védő áramkörök foglalják el. A prototípusok ugyanúgy a Hsinchu-i TSMC gyár 0.35 mikronos négy fémrétegű technológiájával készültek. 7678 darab tranzisztor van a magban összesen, túlnyomórészt NMOS típusúak. P-csatornás tranzisztorok csak a digitális eredménykiolvasó segédáramkörben vannak. A chip egy állandó áramelőfeszítést kap, ami a 4-es lábon „aram” szabályozható (8.9. ábra). Ez egy állandó 675mW –os alap hőterhelést jelent a chip számára, amit a kerámiatokozás még biztonsággal el tud vezetni.

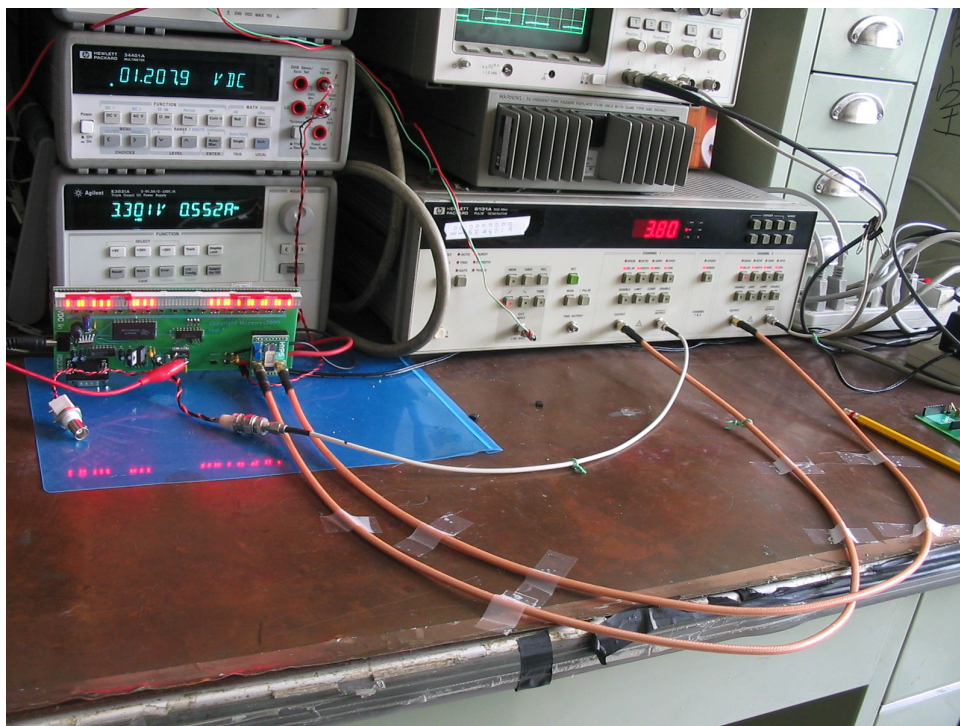
A második próbálkozásra már sikeres integrált áramkörök készültek, bár itt is a csatornák kétharmada 1-esbe vagy 0-ba ragadt. Ezt az I-es táblázatban a 32.6% -os kihozattal jelöltem. Mindezek ellenére 29.3 pikoszekundum időfelbontást mértem 100MSPS átalakítási sebesség mellett. Bár hozzá kell fűzni hogy a sebességi korlátot a chip lábmeghajtó áramkörének a gyengesége miatt kaptam. A szimulációs eredmények tanúsága szerint a digitális kimeneti érték ennél nagyobb sebességgel keletkezik a chipen

belül. Ezek alapján joggal tartható az 1.9ns –os tartományból származó elméleti 500Msps-os felső határ a Hiperpontos Csip végsebességének. A mérési eredmények részletes értékelését és más eredményekkel való kvalitatív összehasonlítását a következő fejezet tartalmazza.

## 9. Fejezet

MÉRÉSI EREDMÉNYEK, KVALITATÍV  
ÖSSZEHASONLÍTÁS

## 9.1. Mérések



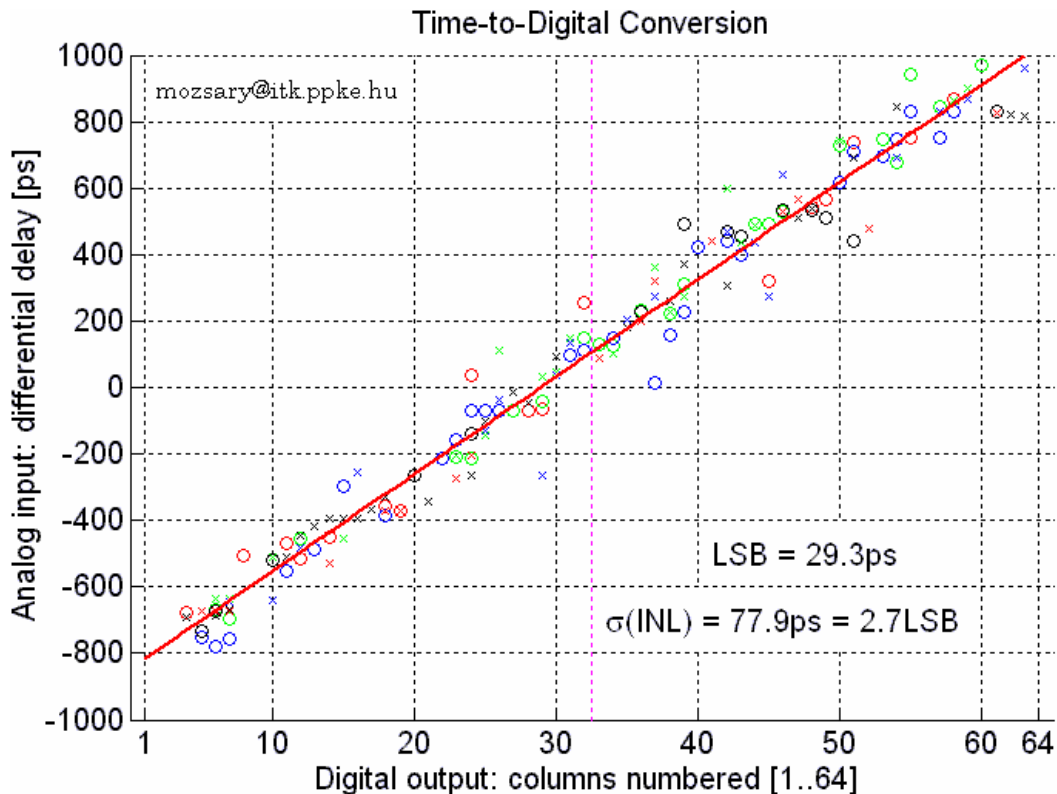
9.1. ábra: Mérési összeállítás Tajvanon, a National Chiao Tung University –n, Li-ju Lin (林俐如)

Laboratóriumában. A HP8131A impulzusgenerátor jobboldalt alul helyezkedik el.

Egy HP 8131A kétcsatornás impulzusgenerátor egység ponált kimeneteit csatlakoztattam a Hiperpontos Csip IN1 és IN2 bemeneteire (9.1. fénykép). A bemeneti időkülönbségek széles tartományát generáltam, az impulzusgenerátor 10ps –os lépésközével. A generátortól a Hiperpontos Csip –ig vezető kábeleket azért kellett ragasztószalaggal az asztalhoz rögzíteni, mert a kábel alakjának a megváltozása, nagyobb elcsavarodás, meghajlás, 20-30 pikoszekundum nagyságrendű futásiidő-változást okozott. Hasonló hatású volt a csatlakozók csavarjainak gyengébb vagy erősebb meghúzása. Ragasztószalag és nyomatékkulcs használatával volt elérhető, hogy az impulzusgenerátor és a Hiperpontos Csip közötti futási idő egy mérési sorozat rögzítése folyamán állandó



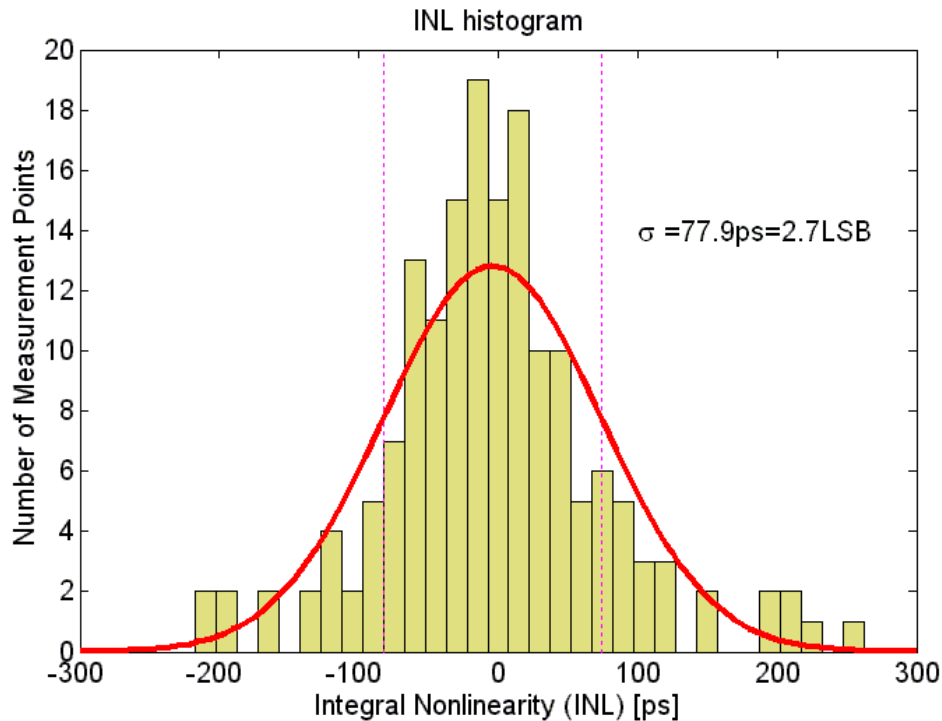
maradjon. A fő mérési eredmény az Idő-Digitális átalakítás karakterisztikája: az egyes D tárolók statisztikai összesítéssel számított átváltási pontjait a 9.2. diagramon vettem fel. Ezen az ábrán mind a nyolc rendelkezésre álló prototípus adatai vannak összesítve. A rájuk illesztett regressziós egyenes meredeksége 29.3 pikoszekundum csatornánként, tehát ez az átlagos csatornaszélesség. Ebben a technológiai szórás hatása kevesebb mint 5%, átlagosan 2.5% körül van. A 6 bites szóhossz 1.9ns –os mérési tartományt ölel fel. A regressziós egyenes nullátmenete nem középre, hanem a valahova a 29. csatorna környékére esik. Ez az ofszet szintén a fentebb említett futásiidő –probléma folyománya. A karakterisztika nagyjából 100 pikoszekundummal van az origótól elcsúszva, ami fénysebességgel számolva 3 cm –nek felel meg. Ennyi asszimetriája van a generátornak, a két méter kábelnek, a négy csatlakozónak és a Hiperpontos Csipnek összesen.



9.2. ábra: Mérési eredmény, az idő-digitális átalakítás karakterisztikája.

Az áramkör tökéletes linearitással rendelkezik, ami a reguláris struktúra következménye. Az Integrális Nemlinearitás (Integral Nonlinearity, INL) a mérési pontok regressziós egyenes körüli szórását jellemzi. Ezt a 9.3. ábrán hisztogramba gyűjtöttem. A hisztogram szórása 77.9 pikoszekundum, ami 2.7 –szerese a konverziós egységnek. Az alacsony kihozatal (33%) és a nagy zaj, a 78ps átlagos (root mean square, RMS) szisztematikus dzsitter egyenes következménye annak, hogy a  $64 \times 8$  –as tömbben a 8 –as hosszúságúra

zsugorított CNN hullám még nem tud pontos eredményt adni, és az analóg áramkör robusztussága még hagy kívánnivalót maga után. A gyártási bizonytalanságok, technológiai szórás szempontjából a CNN cella analóg áramkörét optimalizálni kell, hogy a 33% körüli kihozatalt 95% fölé tornásszuk föl, és biztonsággal lehessen a CNN tömb mind a 64 sorát integrálni. Az ellenőrzés céljából megismételt mérések 97% -ban korreláltak egymással. Ez 18ps -os átlagos (root-mean-square, RMS) dzsittert jelent magára a mérési összeállításra nézve, tehát a mérési eredményeink biztonsággal zajhatár fölé esnek, így az artefaktumokat sikerült kiszűrni. Fontosnak tartom megállapítani, hogy a mérést befolyásoló számtalan tényező benne foglaltatik a fenti 18ps szórásban, ideértve a jelgenerátor asszimmetriáját, a jelekre szuperponálódó termikus ill., elektromágneses zajt is, és minden egyéb elképzelhető hatást. Tehát a 77.9 pikoszekundum szórást kizárólag a chip belsejében lévő illesztetlenség (mismatch) okozhatja. A tervezési hiba amely ezt a komoly minőségromlást előidézhette, mindenképpen az „ÉS” kapukban vagy a CNN hálózatban keresendő, ugyanis a pontatlanság egyenletesen oszlik el a regressziós egyenes mentén. A másik áramköri hiba, hogy a csatornakimenetek kétharmada logikai 1-esbe vagy 0-ba ragadt. Mivel ez is egyenletesen oszlik meg a 64 csatorna között, tehát nagy valószínűséggel szintén az előbb fölvezetett okokra vezethető vissza. Mindazonáltal ha egy következő prototípus sikerrel lépi túl a matching problémából eredő gyermekbetegségeket, akkor joggal várhatjuk a szórás 18ps-ra, tehát biztonsággal a 30ps-os felbontásérték alá csökkenését.



9.3. ábra: A karakterisztika szórása a regressziós egyeneshez képest

A Hiperpontos Csip CNN-magja legalább 100Mps –ig működik. Efölött a sebesség fölött a kimeneti lábmeghajtó áramkör már nem képes chipen kívülre juttatni a jelet. 9 nanoszekundum lappangási időt mértem a chip bemeneti lábától a kimeneti lábíg. Legnagyobb részt ez is a lábmeghajtó áramkörök késleltetésének tudható be. Tehát a 100Mps egyfajta legelső becslés, a valóságos adat ennél biztosan nagyobb. A Hiperpontos Csip 0.35 mikronos CMOS technológiával készült, és 3 Voltos tápfeszültségről működik.

A tápáramfelvétel magas, 675milliwatt, amit az SCL (Source-Coupled Logic) statikus előfeszítése okoz. Az áramfelvételben nem mutatkozott mérhető változás 100-200Mps sebességig sem.

A fejlesztés legfőbb célja a finom felbontású időmérés. A mérési pontokra illesztett regressziós egyenes 29.3 pikoszekundumban állapítja meg az egységnyi időlépést. Ezzel a Hiperpontos Csip a hasonló gyártástechnológiával készült chipek között előkelő helyet foglal el. II. táblázat foglalja össze a különféle elveken alapuló idő-digitális átalakító chipek főbb tulajdonságait. Összehasonlítva a ma használatos időmérőkkel, a Hiperpontos Csip egy jó alternatívát jelent a felbontás finomságára és az átalakítás sebességére vonatkozóan.

## 9.2. Összehasonlítás

TABLE II. COMPARISON TO OTHER REPORTED TIME-TO-DIGITAL CONVERTER CHIPS

Ref	Architektúra, ábra száma	Felbontás, LSB	Konverzió sebessége	Interpoláló fokozat szóhossza	Fogyasztás	CMOS gyártástechnológia, chipfelület	Mérőszám-1 ( $P \cdot \text{Area} \cdot \text{LSB}^2$ ) / $F_{\text{clk}}$	Mérőszám-2: $\text{Mérés}1 / 2^{\text{Nbit}}$
[50]	Nested DLLs 5.6	92ps	85Msps	7 bit	100mW, 5Vdd	0.8 $\mu\text{m}$ , 3.1 $\times$ 2.2 mm	67 911	530
[54]	Linear pulse shrinking 5.2	780ps	20Msps	6 bit	15mW, 5Vdd	1.2 $\mu\text{m}$ , 2.9 $\times$ 2.5 mm	3 308 175	51 690
[51]	Cyclic pulse shrinking 5.7	68ps	100ksps	7.5 bit	1.2mW, 3.3Vdd	0.35 $\mu\text{m}$ (L=1 $\mu\text{m}$ ), core: 0.35 $\times$ 0.09 mm	1 747	8.7
[55]	Cyclic pulse shrinking 5.7	20ps ( $\sigma=76\text{ps}$ )	50ksps	10 bit	becsült! 1mW	0.8 $\mu\text{m}$ , becsült! core size 0.08mm <sup>2</sup>	9 241	10.4
[56]	Cyclic delay line 5.2	156ps	400Msps	4 bit	72mW, 3Vdd	0.35, 1.81 $\times$ 1.81 mm, TDC core: 0.238mm <sup>2</sup>	1 042	65
[57]	differential delay lines + DLL 5.6	30ps	260Msps	7 bit	becsült!  100mW	0.7 $\mu\text{m}$ 3.2 $\times$ 3.1 mm	3 433	27
Saját	Gyöngy- bagoly 6.3	30ps ( $\sigma=78\text{ps}$ )	<500Msps	6 bit	675mW 3Vdd	0.35 $\mu\text{m}$ core: 0.09mm <sup>2</sup>	739	11.6

Minél kisebb a mérőszám, annál jobb az áramkör

Az integrált áramkörök jellemzésére a legfontosabb adatok a sebesség, az energiaszükséglet, és az elfoglalt chipfelület (Speed, Power, Area: SPA). Azonos kvalitású áramkörök esetében ez a három paraméter egymással arányos marad sokféle technológiai, áramkörtechnikai, architektúrális, vagy akár algoritmikus változtatás esetén. Analóg áramkörök esetében egy negyedik mérőszám a pontosság, (Speed, Power, Area, Accuracy) más néven jel-zaj viszony, amely szintén az előbbi három tulajdonsággal arányosan viselkedik. A II. táblázat összegzi az elmúlt évek teszchipjeinek főbb paramétereit. Egymástól gyökeresen eltérő tervezési elvű, felépítésű chipek felbontására, sebességére, méretére és fogyasztására jellemző adatokat gyűjtöttem össze a szakirodalomból. A Hiperpontos Csip tápáram-felvétele több mint a versenytársaké, tehát ez az ára a nagy sebességnek és nagy pontosságnak. Az egyes idő-digitális konverter architektúrák kvantitatív összehasonlítása céljából kialakítottam két (9.1)(9.7) képletet (költségfüggvényt), ami az egyes módszerek számításigényét reprezentálja. Ezek a képletek tartalmazzák a befektetett energiát, az elfoglalt szilíciumfelület, és az időráfordítást. Az összehasonlítás méltányossága miatt az időfelbontásnál az LSB (Least Significant Bit) helyett néhol a szórás ( $\sigma$ ) vettem figyelembe, ha a szórás nagyobb érték volt.

$$\text{„Mérőszám-1”} = \text{Fogyasztás [mW]} \times \text{Chipfelület [mm}^2] \times (\text{LSB [ps]})^2 / \text{Sebesség [Msps]} \quad (9.1)$$

A teljesítményt elosztva a másodpercenkénti mérések számával [mW / Msps =  $10^{-3}$ Joule / mérés] megkapjuk, hogy egyetlen mérésre mekkora energia használódik föl. Ez a hányados invariáns azokban az esetekben, ahol az áramkörben nincs statikus áramút, és az órajel sebességével arányos az áramfelvétel. Tehát a teljesítmény / sebesség hányadossal büntetni tudjuk azokat az áramköröket, ahol két mérés közti szünetben is folyik állandó munkaponti áram, továbbá amelyeknek kalibrációs ciklusokra van szüksége, avagy több órajelciklus kell egy-egy mérési eredmény kialakításához.

A hardware gyártási költséget arányosan a Chipfelület [mm<sup>2</sup>] tartalmazza a (9.1) képletben. Bevezetjük az időfelbontás finomságát jelentő LSB –t [ps] ami az érzékelhető legkisebb időtartam hossza pikoszekundumban. Ennek az értéknek az illesztetlenség (mismatch) jelensége, tehát a tranzisztorok és egyéb áramköri elemek pontossága a fő korlátja. A Pelgrom [40] által 1989 –ben alkotott, máig érvényes modell szerint az áramköri paraméterek szórásnégyzete fordítottan arányos a méretükkel. Ezért a képletben a szórással egyenértékű LSB-t második hatványon szerepeltetjük. Az LSB-t azért is érdemes négyzeten szerepeltetni, mert általános módszer az időfelbontás finomítására a mérések megismétlése, és a többszöri mérés eredményeinek átlagolása. A „Mérőszám-1” –es kifejezést úgy alkottam meg, hogy a készülék az időben egymásután többször való működtetésre és az eredmények átlagolására nézve invariáns legyen. A képlet invarianciája a következő megfontoláson alapszik: Modellezzük a mérési bizonytalanságot, és az azonos körülmények között megismételt mérésekkel kapott eltérő értékeket egy véletlen folyamat egymástól független realizációként:  $\xi_1 \xi_2 \xi_3 \dots \xi_n$  . Ezekkel az n-szer ismételt mérés átlaga ( $\eta$ ) kifejezhető:

$$\eta = \frac{1}{n} \sum_1^n \xi_n \quad (9.2)$$

Az új „ $\eta$ ” végeredmény eléréséhez szükséges teljesítmény és chipfelület természetesen változatlan, az időmérő hardver n-szeri használata a sebességet csökkenti n-ed részére. A nyereségünk ezzel szemben a pontosság növelése, tehát az LSB-t korlátozó szórással lejjebb szorítása. A kapott átlag  $\sigma_\eta$  szórást az eredeti  $\sigma_\xi$  szórásból eloszlástranzformációval határozzuk meg. Tudvalevőleg független valószínűségi változók szórásnégyzete összeadódik: [58]

$$D^2(\xi_1+\xi_2) = D^2(\xi_1) + D^2(\xi_2) \quad (9.3)$$

Másrészt egy valószínűségi változó skalárral való szorzásakor a szórás is arányosan változik meg: [58]

$$D(k\xi) = kD(\xi) \quad \text{ebből négyzetreemeléssel:} \quad D^2(k\xi) = k^2D^2(\xi) \quad (9.4)$$

A fenti két azonosság (9.3)(9.4) felhasználásával mostmár kifejezhetjük az átlagolással nyert mérési eredmény szórásnégyzetét:

$$\begin{aligned} D^2(\eta) &= D^2\left(\frac{1}{n}(\xi_1+\xi_2+\xi_3+\dots+\xi_n)\right) = \frac{1}{n^2} D^2(\xi_1+\xi_2+\xi_3+\dots+\xi_n) = \\ &= \frac{1}{n^2} (D^2(\xi_1)+D^2(\xi_2)+D^2(\xi_3)+\dots+D^2(\xi_n)) = \frac{1}{n^2} (nD^2(\xi)) = \frac{1}{n} D^2(\xi) \end{aligned} \quad (9.5)$$

Tehát n-szeres átlagolás segítségével a szórásnégyzetet n-ed részére csökkentjük. A mérőszám képletébe (9.1) ezért került  $LSB^2$  a pontosság mértékének, mert így a szórásnégyzettel behelyettesíthető. A Mérőszám-1 értéke átlagolás esetén a következőképpen alakul:

$$Telj[mW] \times \text{Chipfelület [mm}^2] \times (1/n)(LSB [ps])^2 / ((1/n)\text{Sebesség [MSPS]}) \quad (9.6)$$

Ami  $1/n$  -nel való egyszerűsítés után azonos lesz az eredeti (9.1) képlettel, tehát az invarianciát bebizonyítottuk.

A táblázatban az utolsó előtti oszlop tartalmazza a Mérőszám-1 képletével (9.1) számolt numerikus értéket. Mivel ez egy költségfüggvény, értelmezése szerint minél kisebb a numerikus érték, annál jobb az áramkör. A „Mérőszám-1” megmutatja, hogy a Hiperpontos Csip hatékonyan használja ki a szilícium felületet és a tápáramot a pontosság és a nagy sebesség elérésére.

A skálázhatóságot tartalmazza a Mérőszám-2 (9.7). Az összegyűjtött idő-digitális átalakító áramkörök közös jellemzője, hogy az időbeli átfogás, tehát a bemeneti időtartomány szélessége arányos a beépített áramköri blokkok vagy bizonyos iterációk számával. Tehát a helyiérték elvén alapuló (számlálós) órákra jellemző exponenciális hardver-időtartomány összefüggés itt nem áll fenn. Ezért a felbontással kiegészített

Mérőszám-2 képlet elfogadható egyfajta egységnyi konverziós lépésre képes áramköri blokkra vetített mértéknek:

$$\text{Mérőszám-2} = \text{Mérőszám-1} / \text{Felbontás} [2^{\text{Nbit}}] \quad (9.7)$$

A táblázat utolsó oszlopa tartalmazza ennek a képletnek segítségével számolt numerikus értékeket. Ebben az esetben az iteratív impulzus zsugorító (Cyclic Pulse-Shrinking) áramkörök megelőzik pár ponttal a Hiperpontos Csipet, azonban ezek az áramkörök belső felépítésük miatt három-négy nagyságrenddel lassabb működésűek. A többi, nagy sebességű idő-digitális átalakítóhoz képest viszont a Hiperpontos Csip sokkal kisebb helyet foglal el.

### 9.3. Előrejelzés 90nm -re

Az igazi kihívás ezután következne, hiszen az egyszerű reguláris struktúra a szubmikronos tartományban már a paraziták megtervezésére is hagy teret. A Hiperpontos Csip 90 nanométeres CMOS technológiára való továbbfejlesztése az első lehetne azok között az áramkörök között, amelyek figyelembe veszik, sőt felhasználják a nanométeres technológiák másoknak oly sok gondot okozó parazita hatásait. Volt alkalmam egy előzetes becslésértékű 90nm-es SPICE tranzisztormodell behelyettesítésével is lefuttatni a szimulációt. Az eredeti 0.35 mikronos technológiára elkészült áramköri rajz a 90 nanométeres modellekkel paraziták nélkül 3.3ps –os felbontást adott. Tekintve, hogy az áramkörszimuláció az eredeti 0.35 mikronon parazita hatások nélkül 29.3 helyett 20ps-ot mutat, arányos méretcsökkenést feltételezve legalább másfélszeres csatornaszélesség-növekedést kell várunk. A kis lokális környezetben megtervezhető parazita hatás miatt a méretcsökkenéssel legrosszabb esetben is legfeljebb egyenesen arányos parazitaterheléssel kell számolnunk. Ennek alapján biztosan becsülhetjük a leendő 90nm CMOS hiperélességen alapuló idő-digitális átalakító felbontását másfélszeres parazita hatás ráhagyásával 5ps-nak.

### 9.4. Összefoglalás

Tekintetbe véve a skálázhatóságot, szimmetriát és sebességi előnyöket, a többi idő-digitális átalakító chiphez viszonyítva hatékonyabb helykihasználást és tápáram fogyasztást tanúsít a Hiperpontos Csip a nagy pontosság elérése érdekében.

Mindazonáltal a gyenge kihozatal, és a magas INL-szórás is mutatja, hogy a fejlesztőmunka nem ért véget, és további prototípusok gyártása szükséges. A jelen eredmények alapján a Hiperpontos Csip versenyképes, de nem büszkélkedhet kiugróan jelentős technikai paraméterekkel. A mérési eredmények a sok gyermekbetegség ellenére kísérletileg támogatják a tézisek állításait, ezért kerültek be az értekezésbe. A Hiperpontos Csip architektúrájának igazán előnyös oldala az áramkör 90nm -re való migrálása után tűnik majd ki.

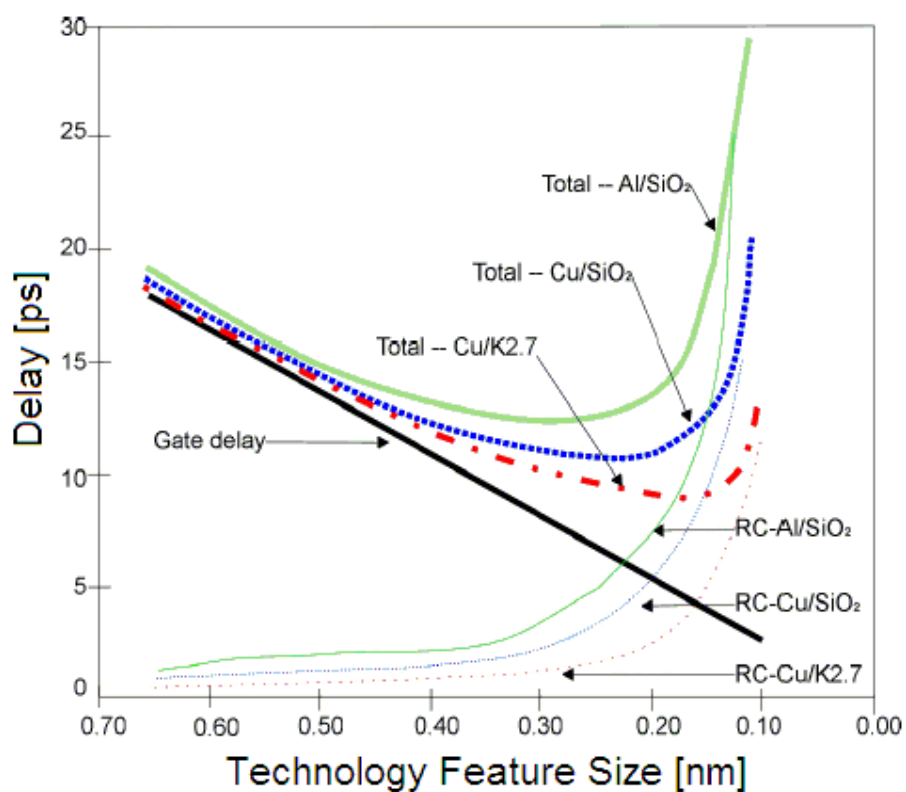
A gyöngybagoly irányhallásán alapuló idő-digitális átalakító legkiüröbbs tulajdonsága az élen járó felbontás mellett tanúsított nagy működési sebesség. Mindazonáltal nem minden alkalmazásban van szükség ilyen gyakran ismétlődő mérésekre. További műszaki fejlesztési feladat lehet a teljesítményfelvétel arányos csökkentése ott, ahol kisebb sebesség elérése a cél.



## ÖSSZEFOGLALÁS, ÚJ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK

### 10.1. Funkció a maszkrajzban

Végezetül egy pár bekezdés erejéig visszatérek a „Funkció a Maszkrajzolatban” tervezési módszerhez. Vázolom a trendeket amik ide vezettek, kiemelem a Hiperpontos Csipet, mint aktuális példát, és föltárom a lehetőségeket, amik a „Funkció a Maszkrajzolatban” metodika alkalmazásában rejlenek.



10.1. ábra: Előrejelzés 1995-ből [59] az integrált áramkörök sebességére vonatkozólag, különböző fémek és szigetelőanyagok felhasználása esetén

A 10.1 ábra tanúsága szerint hosszú ideig a kapukésleltetés dominálta a digitális áramkörök időzítését. A litográfia finomodásával azonban előtérbe került a huzalozás, illetve a huzalokon való jelterjedés hatása. Amint a bevezetőben már előkerült, a 0.25 mikronos technológia jelenti a fordulópontot. A manapság korszerűnek számító 90nm-es és 65nm-es technológia esetén már szinte kizárólag a huzalozás késleltetése számít.

Ezt a hatást tovább erősíti, hogy a digitális eszközök órajelfrekvenciája is exponenciálisan növekedett az elmúlt években. Ha a vezetéken keletkezett késleltetést a vezetékhozzsal arányosnak vesszük, az órajelfrekvenciával elosztva egy bizonyos távolságértékhez jutunk. Ez a véges távolság korlátozza azt, hogy a csipfelületen milyen távolságon belül lévő információkat tudunk egy számítási lépésben egymással kapcsolatba hozni. Ezt a távolságot szinkronitási hatósugárnak (synchronity radius) nevezik, ez arra utal, hogy mekkora körön belül tekinthetőek az áramkörü elemek szinkron működésűnek.

A szinkronitási hatósugár a fenti két okból egyre szűkül. Ráadásul a gyártástechnológia fejlődése nemcsak a huzalkésleltetés és az órajelfrekvencia folyamatos növekedését hozza, hanem az integráció sűrűségével egyre több funkció is kerül egymás mellé ugyanarra a csipre. A végeredmény az, hogy az egy csipen meglévő információ mennyiség és műveletvégző képesség egyre több kisebb egységre szakadozik. Hódítanak a duál-magos processzorok, és a jövő fejlesztései pedig mind több és több processzor magot tartalmazó chippek: az *STI Cell multiprocessor* és az *Intel 80-Core Programmable Processor*

Ezzel a technológiai kényszer által kijelölt fejlesztési iránnyal párhuzamosan létezik egy másik felfogás, a programozható celluláris architektúrák világa. A lényeges különbséget az a felismerés adja, hogy a látó, halló és tapintóérzékelés és feldolgozás idegi központjai topografikusak, helyi összekötöttségűek maradnak egészen a magas rendű kérgi agyterületekig. A funkcióhoz ilyen módon idomuló architektúra mindeddig legsikeresebb példája a CNN Univerzális Gép. Az ilyen helyi összekötöttségre épülő tömbprocesszor nem szembesül a szinkronitási hatósugár korlátjával, hiszen az áramkör funkcionálisan amúgy is csak a cellákon belül követel meg szinkronitást. A CNN Univerzális Számítógép fő jellemzője tehát, hogy az áramkörü blokkok chipfelületen belüli elhelyezkedését (floorplanning) a rendszerfunkció topografikus volta határozza meg.

Ebben az irányban való továbblépés során a szinkronitási hatósugár szűkülése lépést tarthat az integrálás technológiai elemsűrűségével, tehát lépést tarthatunk a litográfia exponenciális fejlődésével. Természetesen így elég hamar eljutunk oda, hogy a fent értelmezett szinkronitási hatósugár pár tranzisztoros layout-területre korlátozódjon. A rendszerfunkció és a layout-szintű tervezési szempontok közeli kölcsönhatása is lehetséges, erre mutat példát a Hiperpontos Csip.

A hiperélesség téridőbeli műveletén alapuló időmérő chip egy hatékony alkalmazása a Funkció Maszkrajzolatban tervezési metodikának. Az időbeli hiperélességen alapuló 0.35

---

mikronos biomorf integrált áramkörnek 30 pikoszekundumos felbontása van, amely egy fénysugár számára 1 centiméter megtett úthosszt jelent.

Ahogy a térben, időben elosztott műveletek egyre nagyobb jelentőséget kapnak, előreláthatólag a Funkció a Maszkrajzolatban metodika is egyre fontosabb lesz. Megfelelő topográfiában elhelyezett, térben elosztott, a funkcióval összhangban lévő architektúrák a jövőben egyre fontosabb szerepet kapnak a száz nanométer alatti CMOS technológiák világában. Egyre nyilvánvalóbb, hogy egy főként helyi összekötöttségű struktúra ritkás busz-jellegű vezetékekkel kiegészülve fogja a sok áramkör kiindulási alapját jelenteni.

## 10.2. Alkalmazott módszerek

Kutatásaim gerincét a funkció analízise és az azt követő VLSI tervezés folyamata alkotta. A gyöngybagoly hanglokalizálási funkció szimbolikus leírását és a hozzátartozó architektúrát készen vettem a CNN és a Neurobiológiai tudományos irodalomból. Ennek az időmérésre való kismértékű átalakítását és verifikálását CNN hálózat működését szimuláló CANDY és ALADDIN szoftverrel végeztem. Az áramköri tervezéshez és szimulációkhoz az HSPICE, CADENCE Design Framework II és MAGIC rendszereket használtam. A megtervezett integrált áramköreimet a tajvani TSMC gyár készítette el a tajvani tudományos akadémia Chip Implementation Center (CIC) központjának szolgáltatásán keresztül. A bemérést Tajvanon és Budapesten végeztem, az eredmények statisztikai kiértékeléséhez és megjelenítéséhez MATLAB rendszert használtam.

A modell kialakításának lényege az áramköri cellák közötti összeköttetések beállítása, tehát a template-ek (összekötési minták, sablonok) megtervezése. A neurobiológia eredményeit felhasználva egyenes úton jutunk el a template-ekhez. Az egyszerű fizikai maszk realizálás érdekében többször a template-en is módosítottam, így jutottam el többek között az egy tranzisztoros szinapszisig is. Tehát a template-ek tervezése heurisztikus úton, próbálgatással történt, alapul véve a neuroanatómiai és a neurofiziológiai mérések eredményeit.

### 10.3. Tézisek

#### *I. Tézis: A hiperélesség hat tranzistoros CNN cellát tartalmazó prototípus architektúrája*

Leegyszerűsítve a gyöngybagoly irányhallására vonatkozó meglévő biológiai (Mark Konishi) és neuromorf CNN-alapú (Lotz Károly) modellt, az időbeli hiperélesség meglévő funkcióját a VLSI implementáció érdekében olyan prototípus absztrakciós szinten definiáltam, hogy gyakorlati elektronikai szempontokból is (chipméret, fogyasztás) kielégítő áramkör születhessen. A prototípusban használt CNN cella mindössze 6 tranzistorral van implementálva. Ezzel az integrált áramköri chippel az időbeli hiperélesség CNN-es alkalmazhatóságára vonatkozó eddigi numerikus szimulációs ismereteinket kísérleti úton is igazoltam.

#### *II. Tézis: Funkció a Maszkrajzban (Function-in-Layout)*

Új integrált áramkör tervezési módszert vezettem be, „funkció a maszkrajzolatban” (Function in Layout) néven. A módszert a megépített bio-inspirált idő-digitális átalakító szerkezete kényszerítette ki, melynek funkciójából adódóan meghatározott az egyes áramköri részek egymáshoz viszonyított helyzete. Miután mindennemű távolság egyben késleltetést is jelent, ez kötött szomszédsági viszonyt feltételez. Ez tranzisztorszinten, illetve a jövőben egyre hangsúlyosabban maszkrajzolat (layout) szinten lesz megtalálható, és ez magát az áramkör funkcióját is meghatározza. Természetesen a módszer alkalmazhatóságát maga az implementálni kívánt funkció befolyásolja, azonban egyre általánosabb a digitális mikroprocesszorok világában is szinkronitási hatósugárról beszélni (synchrony radius). Tehát az áramkörök, részegységek fizikailag elfoglalt helye a chipfelületen egyre inkább funkció-orientált lesz a CNN-től független architektúrákban is. Biológiai példák is ebbe az irányba mutatnak, hiszen a látó, halló és tapintó érzékelés és feldolgozás idegi központjai topografikusak, helyi összeköttetések maradnak egészen a magas rendű kérgi agyterületekig. E mellett vannak ritkás globális (busz) összeköttetések, de a hagyományos VLSI tervezési metódusban (Design Flow) szereplő komplex huzalozási probléma (Placement & Routing) itt teljesen ismeretlen, minden vonal csak a szomszédos celláig vezet. Ez utóbbi nagy előny a száz nanométernél kisebb csíkszélességű mai technológiákra (deep submicron) való áttéréskor. A paraziták

növekvő jelentőségével eljön az az idő, mikor a kapcsolási rajz helyett egyfajta „térben folytonos áramkör” –ben való gondolkodás kerül előtérbe.

A „Funkció a Maszkrajzolatban” (Function in Layout) metodika jellemzői a következők:

- Az elemi processzorok- a cellák- alkatrészei minimális tulajdonságúak a megvalósított cél szempontjából: minimum méret, minimum disszipáció, maximális sebesség, stb.). A többi paraméterből formálódik a kölcsönhatásuk, az elemi programlépés.
- A huzalok fontos funkcionális elemek, melyek jelentős késleltetést és hullámtulajdonságokat eredményeznek.
- A rendszerfunkciót a cellák helye és huzalozása adja, ezért a maszkrajzolat konkrét formája kulcsszerepet játszik a tervezésben.

E metodika alkalmazását jól demonstrálja a chip tervezés feladata.

### III. Tézis: *Delay-Domain Computing*

1. Bevezetem a késleltetési idő dimenziójában való számítás (Delay-Domain Computing) metodikáját. Az elnevezés azt a műveletvégzést jellemzi, amikor

- a rendelkezésre álló adatok fizikai jel-reprezentációja egyes események időzítése, hasonlatosan az élő neuronok egymásközi akciós pontenciálokkal való kommunikációjához. Egyébként biomorf információ-reprezentáción kívül természetesen bármilyen más egyéb jelet is lehetséges leködolni időzítések formájában [60][61], tehát másfajta jel is felhasználható Delay-Domain Computing rendszer bemeneteként.
- a műveletvégzés ezeknek az eseményeknek, időkódoknak a jelterjedés közbeni kölcsönhatásán alapszik. A Delay-Domain Computing elvén működő áramkörök emiatt egyetlen tranziens időtartama alatt számítják az eredményt, másszóval a tranzisztrok névleges határfrekvenciája ( $f_T$ ) adja meg a működési sebességet.

A metodika egy újfajta értelmezése a meglévő CNN hullámszámítógépek működésének, azonban létezik olyan eszköz is, amelynek a működési elve kizárólag ebben az értelmezésben fogható fel. Idő-dimenziós számítógép a felhasznált technikai rész megoldásokban néha alig különbözik a szokványos digitális-logikai számítógépektől. Azonban az idő-dimenziós számítás értelmezési tartománya és értékkészlete idő, ezzel egy új fejezetet illeszt a „Non-Boolean Processing” fiatal és máris sok érdeklődéssel

övezett világába. Az operátorok hullámok, amelyek sebessége a chipfelületen való lehető legrövidebb jelterjedési idő. A hullámtulajdonságok a fizikai megvalósítás miatt mindenképpen kauzálisak, de ezen belül az egyszerű késleltetéstől a téridőbeli visszacsatolt konvolúcióig mindenféle művelet értelmezhető. Az említett operátorok működését integrált áramkörrel kísérletileg is demonstráltam. A készülék felépítése és működése szerint is analóg áramkör. A klasszikus analóg feladatoktól azonban nagyban eltér azzal, hogy nemlineáris, és nagyszámú párhuzamos művelet zajlik benne egyszerre.

#### **10.4. Az eredmények alkalmazási területei**

A fenti tézisek alkalmazásával tervezett idő-digitális átalakító 1.9 nanoszekundumos tartományban (-850 .. +850 ps) 6 bites felbontással 30 pikoszekundumos lépésekben képes időtartamot mérni. A Hiperpontos Csip eredeti formájában 64 x 64 elemi cellát tartalmaz egy 1,59mm<sup>2</sup> nagyságú szilíciumchipen, amely 0.35µm –es CMOS technológiával készült. Az időmérő Hiperpontos Csip masszív maszkrajzolat-szintű paralelizmusa teszi lehetővé, hogy olyan funkciót hozzunk létre, amelyben a mérési pontosság nem csupán az analóg áramköri blokkok egyéni pontosságára támaszkodik, hanem a struktúra egésze adja az összességében pontos végeredményt.

A saját áramköröm mellett egy másik területen is fölfedeztem elosztott, tranzisztorszinten párhuzamos működésű megoldást: A Flash A/D átalakítók szintén tartalmaznak maszkrajzolat szinten reguláris struktúrákat. Az itt megtalált példákat is beillesztettem a „Funkció a Maszkrajzolatban” irányvonalába. Ugyanis ebben az esetben is egyforma cellák láncolatán létrehozott lokális összekötöttségű térbeli szűrőfunkciót valósítanak meg. Ezt átlagolásnak hívják a szakterületen belül, és az analóg áramkörök összesített pontosságát javítják vele az egyes cellák individuálisan meglévő pontatlanságain túllépve. Az „Átlagolás” módszere alig több mint tíz éves, tehát az egészen technikai szintű megvalósítási kérdésekben is hódítani kezd az elosztott, és párhuzamos struktúra egy rendszerszintű cél elérése érdekében. Valószínűsíthető, hogy a bemutatott „funkció a maszkrajzolatban” technika a VLSI gyártástechnológia továbbfejlődésével más architektúrájú implementációkban is teret nyer.

## IRODALOMJEGYZÉK

- [1] L. O. Chua and L. Yang, "Cellular neural networks: Theory and Applications", IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 35, pp. 1257-1290, October 1988.
- [2] Chua L.O., Roska T. The CNN paradigm. IEEE Trans. on Circuits and Systems I, Vol. 40, Issue 3, pp. 147-156 march 1993
- [3] T. Roska and L. O. Chua, "The CNN Universal Machine: An Analogic ArrayComputer", IEEE Transactions on Circuits and Systems –II: Analog and Digital Signal Processing, Vol. 40, pp. 163-173, March 1993.
- [4] T. Roska and L. O. Chua, "On a Framework of Complexity of Computations on Flows - Implemented on the CNN Universal Machine", DNS-15-1995, Technical Report, Analogical and Neural Computing Systems Laboratory, Computer and Automation Institute, Hungarian Academy of Sciences, Budapest 1995.
- [5] K. Slot, L. O. Chua and T. Roska, "Very Low Bit-rate Video Coding Using Cellular Neural Network Universal Machine", Int. J. Circuit Theory and Applications – Special Issue: Theory, Design and Applications of Cellular Neural Networks: Part II: Design and Applications, (CTA Special Issue - II), Vol.27, No.1, pp. 153-170, 1999.
- [6] Cs. Rekeczky, "Dynamic Spatio-Temporal Nonlinear Filtering and Detection On Cnn Architecture - Theory, Modeling and Applications", Ph.D. tesis, 1999.
- [7] T. Roska, J. Hámori, E. Lábos, K. Lotz, L. Orzó, J. Takács, P. Venetianer, Z. Vidnyánszky, and Á. Zarándy, "The Use of CNN Models in the Subcortical Visual Pathway", IEEE Transactions on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Applications, Vol. 40, pp. 182-195, March 1993.
- [8] Werblin F, Roska T, Chua LO. The analogic cellular neural network as a bionic eye. International Journal of Circuit Theory and Applications Vol. 23. pp. 541-569, 1995
- [9] G.E. Moore, Electronics 38 (8) (1965).
- [10] Laszlo B. Kish „End of Moore's law: thermal (noise) death of integration in micro and nano electronics” Physics Letters A Volume 305, Issues 3-4 , 2 December 2002, Pages 144-149 Elsevier 2002
- [11] Roska T. Cellular wave computers for brain-like spatial-temporal sensory computing. IEEE Circuits and Systems Magazine, Volume 5, Issue 2, 2005 Page(s): 5 - 19, 2005
- [12] Lev L, Chao P. Down to the wire - requirements for nanometer design implementation. White paper, Cadence Design Systems Inc. [www.cadence.com/whitepapers/4064\\_NanometerWP\\_fnlv2.pdf](http://www.cadence.com/whitepapers/4064_NanometerWP_fnlv2.pdf)
- [13] Dominguez-Castro R, Espejo S, Rodríguez-Vázquez A, Carmona R, Foldesy P, Zarandy A, Szolgay P, Sziranyi T, Roska T. A 0.8- $\mu\text{m}$  CMOS two-dimensional programmable mixed-signal focal-plane array processor with on-chip binary imaging and instructions storage. IEEE Journal of Solid-State Circuits, Volume 32, Issue 7, pp. 1013 – 1026, July 1997
- [14] Liñan G, Földesy P, Espejo S, Domínguez-Castro R, Rodríguez-Vázquez A. A 0.5 $\mu\text{m}$  CMOS 106 transistors analog programmable array processor for real time image processing. Proc. Fifth European Solid-State Circuits Conference, pp. 358-36, Duisburg, Germany, September 1999
- [15] Rodríguez-Vázquez A, Liñan-Cembrano G, Carranza L, Roca-Moreno E, Carmona-Galan R, Jimenez-Garrido F, Dominguez-Castro R, Meana SE. ACE16k:

- the third generation of mixed-signal SIMD-CNN ACE chips toward VsoCs. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I*, Volume 51, Issue 5, pp. 851 - 863 May 2004
- [16] Lotz K, Bölöni L, Roska T, Hámori J. Hyperacuity in time: a CNN model of a time-coding pathway of sound localization. *IEEE Transactions on Circuits and Systems - I: Fundamental Theory and Applications*. Vol. 46. No. 8. pp. 994-1002. august 1999
- [17] T. Roska and L. O. Chua, "Cellular Neural Networks with Non-linear and Delay-type Template Elements and Non-uniform Grids", *International Journal of Circuit Theory and Applications*, Vol. 20, No. 5, pp. 469-481, 1992.
- [18] L. O. Chua and T. Roska, "Cellular Neural Networks: Foundations and Primer", *Lecture Notes for the course EE129 at University of California at Berkeley*, 1997.
- [19] T. Kozek, T. Roska, and L. O. Chua, "Genetic Algorithm for CNN Template Learning", *IEEE Transactions on Circuits and Systems-I: Fundamental Theory and Applications*, Vol. 40, pp. 392-402, June 1993.
- [20] B. Chandler, Cs. Rekeczky, Y. Nishio, and A. Ushida, "Using Adaptive Simulated Annealing in CNN Template Learning - a Powerful Alternative to Genetic Algorithms", *Proceedings of the European Conference on Circuit Theory and Design (ECCTD'97)*, pp. 655-660, Budapest, 1997.
- [21] Á. Zarándy, "The Art of CNN Template Design", *International Journal of Circuit Theory and Applications*, Vol. 27, No. 1, pp. 5-23, 1999.
- [22] L. Nemes, L. O. Chua, and T. Roska, "Implementation of Arbitrary Boolean Functions on the CNN Universal Machine", *International Journal of Circuit Theory and Applications*, Vol. 26, No. 6, pp. 593-610, 1998.
- [23] T. Roska, L. Kék, L. Nemes, Á. Zarándy, M. Brendel and P. Szolgay (ed), "CNN Software Library (Templates and Algorithms), Version 7.2", *Analogical and Neural Computing Laboratory, Computer and Automation Research Institute, Hungarian Academy of Sciences (MTA SzTAKI), DNS-CADET-15, Budapest, 1998.*
- [24] CNN-TOOLKIT (1994) *The cellular neural Network Workstation Toolkit, User's Manual, Version 6.0, Computer and Automation Institute, Hungarian Academy of Sciences, Budapest*
- [25] K. Lotz, Z. Vidnyanszky, T. Roska, J. Vandewalle, J. Hámori, A. Jacobs, F. Werblin (1994) Some cortical spiking neuron models using CNN. *Proceedings of third IEEE workshop on CNN (CNNA-94)*. pp. 41-46
- [26] A. Jacobs (1993) *Techniques for constructing physiologically-motivated neuromorphic models in CNN. Report DNS-7, Comp. Aut. Inst., Hung. Acad. Sci. Budapest*
- [27] P. Baldi and W. Heiligenberg, "How sensory maps could enhance resolution through ordered arrangements of broadly tuned receivers", *Biological Cybernetics*, Vol. 59. pp. 313-318. 1988.
- [28] W. Heiligenberg, T. Roska: *On biological sensory information processing principles relevant to dually computing CNNs. Research report of the Dual and Neural Computing Systems Laboratory DNS-4-1992. Budapest, MTA SZTAKI, 1992. 11 p.*
- [29] W. Heiligenberg, T. Roska: *On biological sensory information processing principles relevant to cellular neural networks. In: Cellular Neural Networks. (Eds. T. Roska, J. Vandewalle.) Chichester, Wiley, 1993. pp. 201-210.*
- [30] K. Lotz, L. Bölöni, T. Roska and J. Hámori, "A CNN model of the time-coding pathway of sound localization - hyperacuity in time", *Research report of the*



- Neuromorphic Information Technology Graduate Center. NIT-4-1995. Budapest, NIT, 1995. 25. pages
- [31] K. Lotz, L. Bölöni, T. Roska and J. Hátori: A Cellular Neural Network model of the time-coding pathway of sound localization - hyperacuity in time. In: Proceedings of the 1996 IEEE international conference on neural networks. ICNN 96. Washington, 1996. Vol. 2. Piscataway, IEEE, 1996. pp. 670-675.
- [32] K. Lotz, L. Bölöni, T. Roska and J. Hátori: Hyperacuity in time: a CNN model of a time-coding pathway of sound localization. Research report of the Analogical and Neural Computing Laboratory DNS-4-1998. Budapest, MTA SZTAKI, 1998. 30 p.
- [33] W. Weaver and C. E. Shannon, The Mathematical Theory of Communication, Urbana, Illinois: University of Illinois Press, 1949.
- [34] M. Konishi, T. T. Takahashi, H. Wagner, W. E. Sullivan and C. E. Carr, "Neurophysiological and anatomical substrates of sound localization in the owl", in Auditory Function: Neurobiological Bases of Hearing, edited by G. M. Edelman, W. E. Gall and W. M. Cowan, John Wiley & Sons, 1988
- [35] M. Konishi, "The neural algorithm for sound localization in the owl", in The Harvey Lectures, Series 86, pp. 47-64, 1992
- [36] M. Konishi, "Listening with two ears", Scientific American, April 1993
- [37] M. Konishi, "Deciphering the brain's codes", Neural Computation 3, pp. 1-18, 1991
- [38] Fujita I, Konishi M. The role of GABAergic inhibition in processing of interaural time difference in the owl's auditory system. Journal of Neuroscience Vol 11, pp. 722-739, 1991
- [39] C. E. Carr and M. Konishi, "A circuit for detection of interaural time differences in the brain stem of the barn owl", J. Neuroscience 10, pp. 3227-3246, 1990
- [40] M.J.M. Pelgrom, A.C.J. Duinmaijer, and A.P.G. Welbers, "Matching Properties of MOS Transistors". IEEE Journal of Solid-State Circuits, Vol.24, pp. 1433-1440, Oct. 1989
- [41] Scholtens, P.; Vertregt, M.; "A 6b 1.6GSample/s flash ADC in 0.18/spl mu/m CMOS using averaging termination" IEEE Journal of Solid-State Circuits, , Volume: 37 Issue: 12 , Dec. 2002 Page(s): 1599 -1609
- [42] Hui Pan; Abidi, A.A.; "Spatial filtering in flash A/D converters" IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, , Volume: 50 Issue: 8 , Aug. 2003 Page(s): 424 -436
- [43] Figueiredo, P.M.; Vital, J.C.; "Analysis of the averaging technique in flash ADCs" Proceedings of the International Symposium on Circuits and Systems, 25-28 May 2003 ISCAS '03. Volume: 1Page(s): I-849 -I-852
- [44] Geelen, G.; "A 6 b 1.1 GSample/s CMOS A/D converter" IEEE International Solid-State Circuits Conference, ISSCC. 5-7 Feb. 2001 Digest of Technical Papers. Page(s): 128 -129, 438
- [45] Choi, M.; Abidi, A.A.; "A 6-b 1.3-Gsample/s A/D converter in 0.35-&mu;m CMOS" IEEE Journal of Solid-State Circuits, Volume: 36 Issue: 12 , Dec. 2001 Pp: 1847 -1858
- [46] Gorbics MS, Kelly J, Roberts KM, Sumner RL. A high resolution multihit time to digital converter integrated circuit. IEEE Nuclear Science Symposium, 1996. Conference Record. Vol: 1, pp: 421-425 2-9 Nov. 1996

- 
- [47] Christiansen J. An integrated CMOS 0.15 ns digital timing generator for TDCs and clock distribution systems. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, Vol: 42 Issue: 4, pp: 753-757 Aug 1995
- [48] R. H. Walden, "Analog-to-Digital Converter Survey and Analysis", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, pp. 539-550, Vol. 17. No. 4. April 1999.
- [49] J. Kalisz et al. "Field-programmable-gate-array-based time-to-digital converter with 200ps resolution" *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, Vol 46. pp. 51-55, Feb. 1997.
- [50] A. Mantyniemmi, T. Rahkonen, J. Kostamovaara, "A High Resolution Digital CMOS Time-to-Digital Converter Based on Nested DLLs" *IEEE*, 1999.
- [51] P. Chen, S. Liu, J. Wu, "A CMOS Pulse-Shrinking Delay element For Time Interval Measurement" *IEEE TCAS-II* Vol. 47, No 9, 2000.
- [52] Jacobs A, Roska T, Werblin F. Methods for constructing physiologically motivated neuromorphic models in CNNs. *International Journal of Circuit Theory and Applications*, Vol. 24. Issue 3. pp. 315-339. 1996
- [53] Lotz K, Jacobs A, Vandewalle J, Werblin F, Roska T, Vidnyánszky Z, Hámori J. Cellular neural network realizations of neuron models with diverse spiking patterns. *International Journal of Circuit Theory and Applications* Vol. 24. Issue 3. pp. 301-314 1996
- [54] E. Raisanen-Ruotsalainen, T. Rahkonen, J. Kostamovaara, "A Low Power CMOS Time-to-Digital Converter," *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol. 30. no 9, pp. 984-990, 1995
- [55] S. Tisa, A. Lotito, A. Giudice and F. Zappa, "Monolithic Time-to-Digital Converter with 20ps resolution," *European Solid-State Circuits Conference ESSCIRC'03* pp. 465-468, 2003
- [56] I. Nissinen, A. Mantyniemmi, J. Kostamovaara, "A CMOS Time-to-Digital Converter based on a Ring Oscillator for a Laser Radar," *European Solid-State Circuits Conference ESSCIRC'03* pp. 469-470, 2003
- [57] P. Dudek, S. Szczepanski, J.V. Hatfield, "A high-resolution CMOS time-to-digital converter utilizing a Vernier delay line," *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol. 35, pp. 240-247, feb. 2000.
- [58] Prékopa András „Valószínűségelmélet Műszaki Alkalmazásokkal” Műszaki könyvkiadó Budapest 1962 ISBN 963 10 0575 5
- [59] Bohr, M.T. "Interconnect scaling - the real limiter to high performance ULSI" *Proceedings of the International Electron Devices Meeting, IEDM 1995*, pages: 241-244 Washington DC, USA, 10-13 Dec 1995
- [60] Lazar, A.A., Roska, T., Simonyi, E.K. and Toth, L.T., "A Time Decoding Realization with a CNN", *Proceedings of Neurel 2004*, pp. 97-102, September 23-25, 2004, Belgrade.
- [61] Lazar, A.A. and Toth, L.T., "Perfect Recovery and Sensitivity Analysis of Time Encoded Bandlimited Signals", *IEEE Transactions on Circuits and Systems-I: Regular Papers*, Vol. 51, No.10, October 2004, pp. 2060-2073.

---

## A SZERZŐ PUBLIKÁCIÓI

- [62] **András Mozsáry**, Jen-Feng Chung, Angel Rodríguez-Vázquez, and Tamás Roska "Bio-inspired 0.35 $\mu$ m CMOS Time-to-Digital Converter with 29.3ps LSB" European Solid-State Circuits Conference ESSCIRC 2006 Montreux, Switzerland, Page(s):170 – 173 september 2006
- [63] **András Mozsáry**, Jen-Feng Chung, Tamás Roska „Function-in-Layout: a Demonstration with Bio-Inspired Hyperacuity Chip” International Journal of Circuit Theory and Applications (CTA) Volume 35, Issue 2 , Pages 149–164 march 2007
- [64] **András Mozsáry**, Angel Rodríguez-Vázquez, and Tamás Roska "How architecture overrides analog accuracy problems – 30 picosecond detected in 0.35 $\mu$ m CMOS" IEEE Journal of Solid-State Circuits (JSSC) - in publication