A HUZALOZÁS ÉS A NYELV JELENTŐSÉGE NEURONHÁLÓZATOK VISELKEDÉSÉBEN ÉS INFORMÁCIÓKEZELÉSÉBEN

LÁBOS ELEMÉR

Semmelweis Orvostudományi Egyetem 1. sz. Anatómiai Intézete, Budapest

Az állati vagy emberi idegrendszer nagyobb egységeinek működésére vonatkozó mai korszerű elképzelések alapja az ún. neuronhálózati koncepció. Eszerint a lényeges kommunikációs történések axonokon vagy dendriteken keresztül zajlanak le, tehát viszonylag állandó huzalozáshoz kötöttek. E huzalozás fontosságának megítélésében jellegzetes polarizáció és vita figyelhető meg. Korai elképzelések inkább a kapcsolatok pontosságát, a későbbiek azok véletlenszerűbb és redundáns voltát hangsúlyozzák (McCULLOCH és PITTS 1943, ROSENBLATT 1962, NEUMANN 1956; ARBIB 1964, WINOGRAD és COWAN 1963). Amint arra ez a vita is rámutat, a huzalozás nem kizárólagos magyarázója az idegrendszeri szabályozás és kommunikáció teljesítményeinek. A fiziológus számára ez nyilvánvaló pl. ott és akkor, ahol és amikor humorális tényezőkkel is számolnia kell. Itt azonban még jóval többről van szó. Huzalozás-centrikus elképzelések tanácstalanná válnak az emlékezés, a tanulás és nyomjelenségek értelmezésében. Jelenleg, dacára számos ilyen kísérletnek (lásd pl. ROSENBLATT 1962), nincs kielégítő általános hipotézis az aktuális és tárolt jelek kommunikációjára nézve. Ennek nyilvánvaló oka az, hogy az emlékezésre vonatkozó ismereteink még nem jutottak el a döntő állítások periódusába. De ezen túlmenően nem zárható ki különösen nagy dendritsűrűségű helyeken az extracelluláris gyenge, gyors elektromos kölcsönhatás kommunikációs jelentősége sem, jóllehet ma ez eretnek nézetnek számít, annak ellenére, hogy extracelluláris potenciálok kitűnően regisztrálhatók.

Az eddigieknél kevésbé nyilvánvalóbb egy alapvető kérdés háttérbe szorulása. Az idegrendszer által használt nyelv problematikájáról van szó. Jellegzetes következménye ennek pl. az absztrakt és realisztikus hálózatokra vonatkozó elméletek szembeállítása. Egy ilyen megkülönböztetés mellett általában nem esik szó arról, hogy egy a huzalozásában precízen reális hálózat elemzése téves következtetésekre vezet, ha a nyelvre, a kódolásra vonatkozó hipotézis hibás. Csupán nyelvében és huzalozásában egyaránt realisztikus és ugyanakkor mindkét vonatkozásban absztrakt elméleti elemzések képesek a tények helyes értelmezésére. Az állati idegrendszer hálózatai működésére vonatkozó hipotézisek naivak, amíg nem veszik figyelembe azt a könnyen igazolható állítást, hogy azonos huzalozású hálózat magatartása és működése alapvetően függ az elemek és hálózatok által használt jelek terének tulajdonságaitól, továbbá a neuronok és hálózataik által végrehajtott leképezésektől és műveletektől, azaz a kódolás jellegzetességeitől.

Ennek az előadásnak az idézett és újonnan közölt eredményei deduktív módszerűek. Fogalmai szükségszerűen absztraktak. A deduktív módszerek jogosultságának megkérdőjelezése az állati idegrendszerre vonatkozó ismereteink pozitivista szemléletére utal, arról nem is beszélve, hogy a logikai igényességről való lemondás luxus olyan bonyolultságú reális objektumok esetében, mint az idegrendszer működése. Az elméleti eljárások helyessége döntően azon múlik, hogy a csupán technikai okokból is szükséges absztrakció helyesen vesz-e figyelembe fontos tényeket és hanyagol-e el lényegtelen tapasztalati adatokat, minthogy utóbbiak száma sem csekély. E szabályok nem könnyű betarthatósága pontos definíciókra és ezek következetes betartására kényszerítenek. Az ilyen axiomatikus módszer annál inkább is kívánatos, mivel pl. nagy elemszámú neuronhálózatokon végzett számítógépes „gondolatkísérletek" közvetlen tapasztalati ellenőrzése reménytelen vállalkozás. Axiomatikus szemléletmód mellett viszont az ellenőrzés már reális feladat, hiszen elég a posztulátumok ellenőrzése, a többi már logikai belügy. A fogalom-konstruálás haszna más példán keresztül is igazolható. Így pl. a neuron-hálózatok működését definiálva szükségszerűen rá kell jönnünk, hogy a reális hálózatokra elterjedt „működési minta" elnevezés nem több, mint a hálózatok viselkedésének a fogalma és ismerete csupán szükséges, de nem elegendő feltétele annak, hogy hálózatokat mint információkezelő egységeket vagy szabályozásköri blokkokat helyesen identifikáljunk, azaz valamit a tényleges működésről is mondjunk.

1. *Az absztrakt neuronhálózat fogalma*

Kíséreljük meg egy alkalmas definíció létrehozását. A neuron fogalmát hagyjuk definiálatlanul és tekintsünk egy N neuron-halmazt. Ezt a hálózattól, $\mathcal{N}$-től a huzalok felsorolásával különböztetjük meg. Tudjuk, hogy a kapcsolatok irányítottak és legalábbis kétfélék: ingerlőek és gátlóak. Egyéb különbségeiktől átmenetileg eltekinthetünk. Ezért következő lépésünk az $N \times N$ neuronpárhalmazból két részhalmaz S_E és S_I kiválasztása, melyek az ingerlő, ill. gátló hatású huzalok halmazának megadását jelentik. Az így nyert matematikai objektum, az $\mathcal{N}$ hálózat ún. homogén, bináris, összetett reláció (lásd pl. MAURER és VIRÁG 1972):

$$\mathcal{N} = (N, N, S_E \cup S_I), \quad S_E \cup S_I \subset N \times N, \quad S_E \cap S_I = \emptyset$$

Ezzel ekvivalens megadás pl. egy irányított gráf, vagy az alábbi kapcsolatmátrix megadása:

$\mathcal{N} = (h_{ij})_{nxn} \qquad N = \{m_k\}_{k=1}^{k=n}$

$$h_{ij} = \begin{cases} 0, \text{ ha } (m_i, m_j) \notin S_E \cup S_I \\ 1, \text{ ha } (m_i, m_j) \in S_E \\ -1, \text{ ha } (m_i, m_j) \in S_I \end{cases}$$

Fentiekkel a hálózat megadásának kérdését átmenetileg lezártnak tekinthetjük. További kérdés, hogy ez a hálózat időfüggő objektum-e? Valószínű, hogy elég rövid időben N és $S_E \cup S_I$ állandónak tekinthető. Kényesebb kérdés S_E és S_I individuális állandósága. A fogalom általánosítása többirányú lehet. Például célszerű neuron-populációk közötti külső huzalozás definiálása heterogén n-áris reláció formájában avagy neuronhalmazrendszer, ill. hipergráf fogalmak használata is. (utóbbi fogalomról lásd BERGE 1974). Praktikus lehet nem csupán huzalozási, hanem funkcionális relációk definíciója is.

Vegyük észre, hogy a fenti hálózatfogalomban nem esik szó jelekről, állapotokról, be- és kimenetekről, továbbá nincs állítás arról sem, hogy egy reális neuronnak egy vagy több absztrakt neuron feleltethető meg.

2. *A neuronhálózat viselkedésének fogalma*

Elterjedt nézet szerint (KLEENE 1956, ARBIB 1964) az absztrakt neuron és neuronhálózat véges automaták. Ennek a jól indokolható felfogásnak a pontatlansága a kérdés „axiomatikus szigorúságú" megközelítése során azonban kitűnik. Minthogy automaták megadása bemenetek, kimenetek (mint jelek és nem huzalok), továbbá állapotok és megfelelő leképezések megadásán át történik (lásd pl. MEALY 1955, GÉCSEG és PEÁK 1972, PAZ 1971, ARBIB 1964), ezért az 1. pontban definiált huzalozási reláció semmiképen sem automata. Véleményünk szerint az az absztrakt objektum, amely valamilyen típusú automatával azonosítható, az egy neuron vagy neuronhálózat magatartásának a fogalma. Kizárólag egy ilyen felfogás keretében tekinthetők értelmesnek az olyan — valójában értelmes — kérdésfelvetések, hogy egy ismert hálózati „működési mintához" keresendő az azt generáló hálózat vagy hálózat-osztály. Ugyanígy egy ismert huzalozás által generált összes lehetséges működési minta megtalálása sem lehetséges új fogalmak bevezetése nélkül.

Tekintsük tehát egy neuronhálózat magatartásának fogalmát azonosnak egy véges automatával. Pl. $\mathcal{B}(\mathcal{N}) = (X, Y, S, \lambda, \delta)$.

Ekkor a neuron-hálózat, ill. magatartásának szintézise, ill. analízise jól meghatározott hozzárendelések: $\{\mathcal{N}\} \rightleftarrows \{\mathcal{B}(\mathcal{N})\}$. A $\mathcal{B}(\mathcal{N})$ magatartás függ a hálózattól, $\mathcal{N}$-től és függ a jel és állapottértől (X, Y, S), illetve a nyelvtől, (λ, δ)-tól. Például a hálózat-mátrix $+1$, -1 szimbólumainak ingerlő vagy gátló hatását is csak (λ, δ) megadása dönti el véglegesen. Ezért nyomatékkal hangsúlyozzuk, hogy a neuronhálózatok nem automaták, hanem hozzájuk automata rendelhető és általában nem egy, hanem tetszőlegesen sokféle módon. E felfogás értelmében a „működési mintával bíró neuronhálózat" posztulátumrendszere két, egymástól csaknem függetlenül megadható részre osztható: 1. hálózati és 2. viselkedési posztulátumokra. A nyelv megválasztása az utóbbiban szerepel. E fogalomnak szűkebb vagy tágabb értelmezése lehetséges. Így beleérthetjük a jeltér elemeit, vagy gondolhatunk csupán a kódolásra. Mindkét esetben az idegrendszer által használt elsődleges nyelvre célzunk.

3. *Logikai modulokból felépített szinkron (szekvenciális) hálózatok*

A nem szigorúan definiált korai hálózat-vázlatokhoz képest jelentős előrelépésként kell értékelnünk McCulloch és Pitts (1943) formális neuronfogalmát és hálózatait. A máig sem minden vonatkozásában elavult modell és finomított változatairól az érdeklödő számos helyről tájékozódhat (pl. Caianello 1967 Von Foerster és Zopf 1962, Rosenblatt 1962, Arbib 1964). Ezt a modellt a továbbiakban MCP jelzéssel rövidítjük. Az MCP-modell elemi modulja a neuron, a hozzáfutó izgató és gátló axonok 0 vagy 1 jeleit lineárisan kombinálja, majd az így nyert eredmény és a modulhoz rendelt küszöb különbségének pozitivitása esetén 1, nem pozitivitása esetén 0 jelet emittál a hálózat bizonyos más moduljaihoz. Tetszőleges számú afferens izgató vagy gátló huzal megengedett. Az afferens gátlás elhagyható, ill. forrásai a hálózathoz tartozónak tekinthetők. A modell határozottan számol a posztszinaptikus integrációval és a küszöb alatti folyamatot lineárisnak tekinti, ami ma sem teljesen elvetendő (Blomfield 1974).

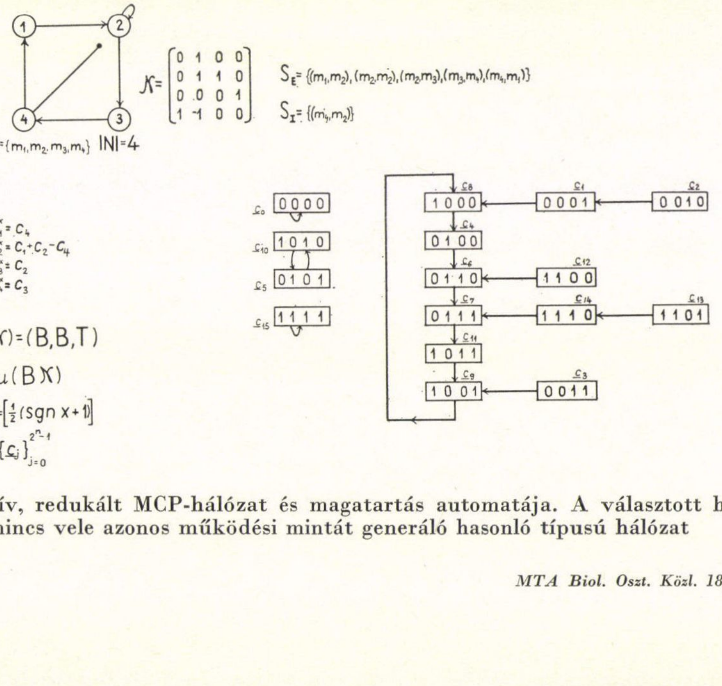
Nem veszi figyelembe a neuronok teljes refrakteritás-ciklusát, ill. azt mint időtengelyt diszkretizáló tényezőt fogja fel. Lényeges sajátsága tehát a neuronok atomizált időskálája, egyforma atomokkal és közös 0-időpontal. Számos nem alapvető módosítása lehetséges. Kedvelt például a küszöb időbeli változásának megengedése. Neurononként eltérő küszöböt a modell korai verziói is megengedtek. Mindezek a küszöbre vonatkozó módosítások azért nem alapvetőek, mert egyrészt modellezhetők MCP-típusú 0-küszöbű és imaginárius küszöbgeneráló modulok felvételével, másrészt változatlanul marad a hálózat szinkron működésének irreális feltevése. Az MCP-modellt érintő kritikai megjegyzéseket talál az olvasó az idézettek mellett Griffith (1971) munkájában, aki az időtengelyekre vonatkozó feltevést javítja (real time neuron). Rosenblatt (1962) és Caianello (1967) az elemek és a hálózat tárolófunkciója irányába tettek kísérletet a módosításra.

Az alábbiakban két másjellegű problémán keresztül mutatjuk meg az MCP-modellhálózatok és elemek néhány érdekes tulajdonságát.

Az egyszerűség kedvéért az MCP-modell egy „redukált" változatán keresztül vizsgáljuk meg e kérdéseket. Eredeti hálózat definíciónknak megfelelően adjuk meg a huzalozást egy $\mathcal{N}$ mátrix-szal. A hálózat magatartását írja le az alábbi speciális" automata:

$$\mathcal{B}(\mathcal{N}) = (B, B, T),\ T \subset B \times B$$

ahol B a 0 vagy 1 koordinátákkal rendelkező $n = |N|$ dimenziós, Boole-vektorok 2^n elemű halmaza. A T-t definiáló állapotátmeneteket az $\mathcal{N}$ hálózat az alábbi módon határozza meg. Legyen $c \in B$, $c = (c_1, \ldots, c_n)$ és $x_j^* = c \cdot r^j$ skalárszorzat, ahol r^j az $\mathcal{N}$ mátrix j-dik oszlopvektora, továbbá legyen $u(x) = \left[\frac{1}{2}(\operatorname{sgn} x + 1)\right]$ nem lineáris küszöbfüggvény; $c_j^* = u(c \cdot r^j)$, $c^* = (c_1^*, \ldots, c_n^*)$. Ekkor $(c, c^*) \in T$. Tehát, ha az $\mathcal{N}$ hálózat neuronjainak kezdeti állapota $c \in B$, akkor a rákövetkező állapot az egyértelműen meghatározott c^* állapotvektor. Az összes lehetséges kezdeti állapotra elvégezve a fenti számítást, nyerhető a hálózat magatartását leíró automata állapotátmenet-gráfja (1. ábra), mátrixa vagy relációja, mely fogalmak itt lényegileg ekvivalensek. A fenti számítás a hálózat-magatartás szintézisének vagy a hálózat analízisének tekinthető. A végeredmény egyértelműsége az automatában foglalt leképezés egyértelműségén múlott. A fordított probléma a következőképen fogalmazható meg. Keresendők mindazon hálózat-mátrixok, melyek rögzített nyelv esetén azonos viselkedésűek, azaz az ekvioperáns huzalozások. A példaként választott szinkron hálózatok esetében a feladat teljesen megoldható. A nyert eredmények a részletes számítások és bizonyítás nélkül is tanulságosak. Először is könnyen észrevehető, hogy lényegesen több $\mathcal{B}(\mathcal{N}) = (B, B, T)$

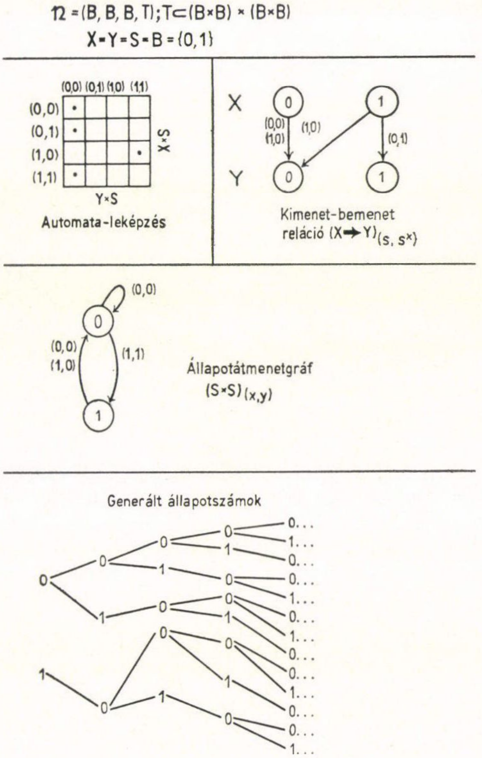


1. ábra. Fiktív, redukált MCP-hálózat és magatartás automatája. A választott hálózathoz nincs vele azonos működési mintát generáló hasonló típusú hálózat automata létezik, mint ahány megfelelő dimenziójú hálózat. Ezért pl. egy 10 neuronos halmaznak lehetséges számos olyan állapotátmenet-gráfja, mely nem állítható első belső huzalozással és ez a 10 neuronra vonatkozó automata csakis nagyobb neuronhalmazon értelmezett huzalozással generálható, tehát a választott populációnak egy nagyobb méretű hálózatba történő beágyazásával. Már kis neuronszám esetén is az esetek legtöbbje ilyen. Nem redukált MCP-modell esetében is hasonló a helyzet.

Kimutatható továbbá, hogy léteznek csakis egyetlen belső huzalozással generálható „működési minták", azaz állapotátmenet-gráfok. Egy $\mathcal{N}_1$ hálózat mátrixáról megállapítható, hogy létezik-e vele „ekviaktív" másik $\mathcal{N}_2$ hálózat [$\mathcal{B}(\mathcal{N}_1) = \mathcal{B}(\mathcal{N}_2)$], vagy pedig viselkedése csakis rá jellemző. Igazolható továbbá, hogy ha több hálózattal generálható egy aktivitásminta, akkor általában igen sokkal generálható és az ekvioperáns hálózatok pontosan megadhatók. Mindezeknek az eredményeknek van némi tanulsága például az extracelluláris elektródákkal unit-aktivitást regisztráló elektrofiziológus számára. Nevezetesen egy aktivitásminta, mely sok regisztráló csatornával empirikusan nyerhető, igen nagy valószínűséggel nem értelmezhető, mint csupán a megfigyelt neuronok belső huzalozása által létrehozott tevékenység. Az elvezető csatornák számának növelésével a működések értelmezése egyre inkább nem megfigyelt neuronok hálózatán kell hogy alapuljon. Ezt a kedvezőtlen helyzetet a reális hálózatok aszinkron működésmódja csak rontja. Ráadásul a hálózatszintézis nem túlságosan sok, de szelektív és késleltetett minta-ingerléseken kell hogy alapuljon. Speciális késleltetett ingerlések ugyan szinkron hálózatok esetében lehetővé tesznek a hálózatot teljesen felderítő stratégiát, de az aszinkronitás miatt csupán sokcsatornás intracelluláris elvezetésekkel lehetséges egy hálózat bizonyos gátló kapcsolatairól kivitelezhető kísérlet keretében információt nyerni.

Az előzőekben azt kívántuk megmutatni, hogy léteznek a praktikum számára közvetlen útmutatást nyujtó eredmények mind a hálózat-szintézis optimális stratégiáinak keresése, mind a hálózatok lehetséges magatartásainak elemzése terén.

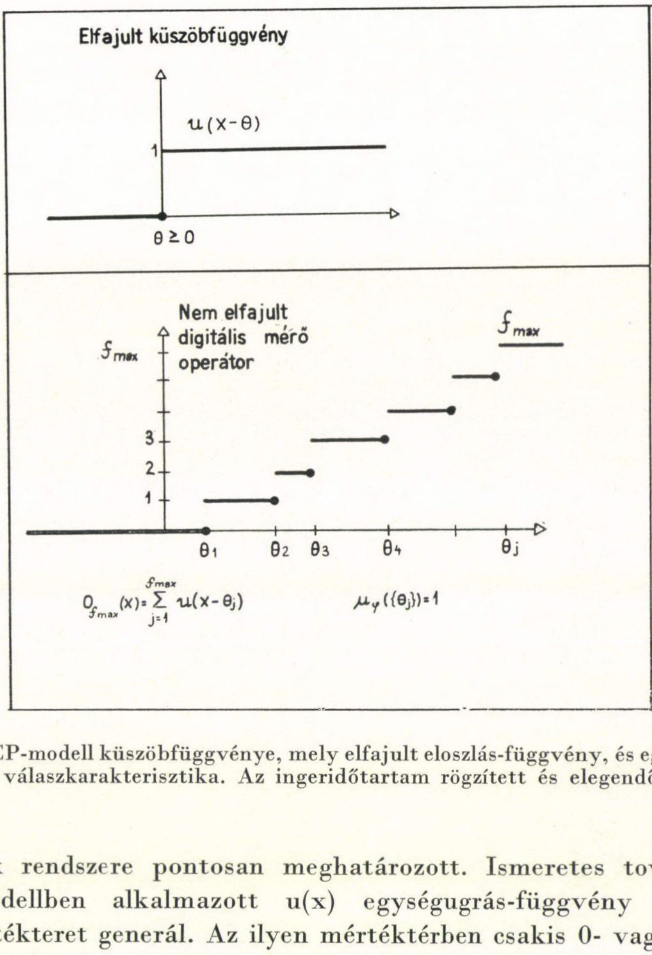
A szinkron hálózatok mátrixa és állapotátmenet-gráfja a fentiek értelmében meghatározott módon függ össze. Sejthető ezek után, hogy egy hálózat mátrixának szerkezete alapján lehetséges a magatartás ciklusainak, az ingerület irradiációinak és koncentrációinak elemzése. Számos esetben pontos szükséges és elégséges huzalozási követelmények fogalmazhatók meg valamilyen aktivitásdinamikai jelenség generálására. Azonban a hálózat „dinamikus viselkedése" függ a megválasztott jelhalmaztól, és kódtól, ezért határozott óvatosság szükséges akkor, amikor az eredményeket reális, aszinkron hálózatokra kívánjuk kiterjeszteni. Például az előző MCP-modell nem számol számos idegrendszerben létező pacemaker-neuronokkal. Ez a nehézség persze, még a kétállapotú logikai modulokból felépített szinkron hálózatok keretében is feloldható, azonban az egyetlen neuronhoz rendelt elemi automatát más módon kell definiálnunk. Negatív küszöböket kell bevezetnünk. Vizsgáljuk meg végül röviden az „elemi kétállapotú" logikai modulok egy tágabb osztályát. Legyen $B = \{0,1\}$ és $T : B \times B \to B \times B$ leképezés. Az $\mathfrak{n} = (B, B, B, T)$ automaták kétállapotú, két be- és kimenőjellel, továbbá a T Boole-típusú vektor-vektor-függvénnyel jellemezhetők. A 2. ábrán a szóba jöhető 256 ilyen neuron-definícó közül egynek a specifikációja látható. Az eddig vizsgált neurontípus ezeknél egyszerűbb. Érdektelen esetek ellenére (pl. semmilyen állapotában jelet nem emittáló automata) a neuronális automatáknak ez a tágabb osztálya alkalmas a hálózatok és általánosított Boole-függvények kapcsolatainak sokrétű elemzésére. A problémakör vulgarizálva úgy fogalmazható meg, hogy vizsgálandó eseménytípusok és logikai függvények bináris szinkron hálózatokkal történő reprezentálhatósága.E kérdéskör TURING (1936) és KLEENE (1956) klasszikus munkáinak köszönhetően jól ismert. Ehhez némileg hasonló probléma az alábbi. A bináris elemi automaták valamely definíciója esetén az állapotok és kimeneteknek csupán bizonyos végtelen sorozatai állíthatók elő. Praktikus ilyenkor ezeket a vég-



2. ábra. A lehetséges 256 elemi, kétállapotú automata (elemi neuron-magatartás) közül egy megadásának módja telen sorozatokat a [0,2] zárt intervallum számaiként felfogni és a generálható számhalmaz tulajdonságait elemezni. Csupán mint matematikai érdekességet említjük meg, hogy bizonyos neuronok összehasonlíthatatlanul több végtelen állapotciklusra képesek, mint mások. Így pl. léteznek véges, megszámlálhatóan végtelen, 0-mértékű kontinuum vagy pozitív mértékű kontinuumszámosságú számhalmazt generálni képes elemi modulok. Figyelemre méltónak tartjuk, hogy az említett 256 absztrakt neuron bármelyike messze egyszerűbb objektum, mint egy tényleges idegsejt. A kérdéskör az idegrendszeri működések digitális számítógépi modellezhetősége, a számítógép-agy összehasonlítások, a gépi és humán intelligencia témája felé elmélyíthető.

4. *Elfajult és nem elfajult küszöbfüggvények*

E fejezetben az MCP-modell egy olyan általánosítását fejtjük ki, ami egyrészt jobban megfelel a reális neuronok legtöbbje átviteli tulajdonságainak, másrészt információ-kezelési teljesítménye — azt alkalmas módon mérve — lényegesen meghaladja a bináris logikai modulokból felépített hálózatokét. Az általánosítás tömören szólva az elemi modult nem valamilyen logikai modulnak, hanem bemeneti ingerek intenzitását mérő műszernek fogja fel. Mindenekelőtt emlékeztetni szeretnénk arra, hogy az MCP-modell automatájának definíciójában szereplő külső függvény, a küszöboperátor: az egységugrásfüggvény. Az alábbi általánosítás lényege abban áll, hogy az $u(x) = \left[\frac{1}{2}(\operatorname{sgn} x + 1)\right]$ küszöboperátort egy olyan függvényosztály tetszőleges tagjával helyettesítjük, amelynek u (x) is tagja (3. ábra). Amint az kísérletesen jól demonstrálható (LÁBOS és mtsai 1973, SCLABASSI és mtsai 1973) neuronok szomamembránja, sőt elsődleges vagy másodlagos szenzoros neuronok természetes ingerre igen gyakran a 3. ábrán látható monoton, balról folytonos, nagy ingerek felé telítést mutató, ingerlés nélkül 0-értékű válaszkarakterisztikával rendelkeznek. Ismeretes, hogy a valószínűségelméletben központi szerepet játszanak az F (x) eloszlás függvények, melyek per definitionem 1. monoton nőnek, 2. $-\infty$ és $+\infty$-ben határértékük 0, ill. 1, 3. balról folytonosak. Kissé általánosabb függvényeket nyerhetünk ha a cF(x), pozitív, véges állandóval szorzott eloszlásfüggvényeket tekintjük. Fontos tétel szerint az ilyen függvényekhez létezik alkalmas mértéktér, melynek adott f mérhető függvényéhez a választott eloszlásfüggvény tartozik. Valószínűségszámítási megfelelője: bármely eloszlásfüggvényhez létezik valószínűségi mező és valószínűségi változó, melyhez az adott eloszlásfüggvény tartozik. Esetünkre alkalmazva a tételt, bármely általánosított eloszlásfüggvénnyel bíró válaszkarakterisztikájú neuron mérőműszernek tekinthető, amelyre nézve a mérhető mennyiségek és mért



3. ábra. Az MCP-modell küszöbfüggvénye, mely elfajult eloszlás-függvény, és egy a realitáshoz közelálló válaszkarakterisztika. Az ingeridőtartam rögzített és elegendően nagy

megfelelőjük rendszere pontosan meghatározott. Ismeretes továbbá, hogy az MCP-modellben alkalmazott u(x) egységugrás-függvény úgynevezett elfajult mértékteret generál. Az ilyen mértéktérben csakis 0- vagy maximális (1) mérték léphet fel. Az MCP-modell neuronjai minden vagy semmi viselkedésűek. Ez megfelel a reális neuronok egy részénél az alkalmasan rövid időtartamú ingerekre adott válasznak. Növelve az inger-időtartamot, pl. modális frekvencia kódot választva, intenzitás-információt hordoz 0, 1, 2, 3, esetleg sok spike. Ezért egy neuront nem egyetlen küszöb, hanem sok küszöb jellemez és válasz karakterisztikája legalábbis az alábbi alakot mutatja:

$$O_r(x) = \sum_{j=1}^{r} u(x-\Theta_j), \text{ normalizálva } O_r(x) = \frac{1}{r}\sum_{j=1}^{r} u(x-\Theta_j)$$

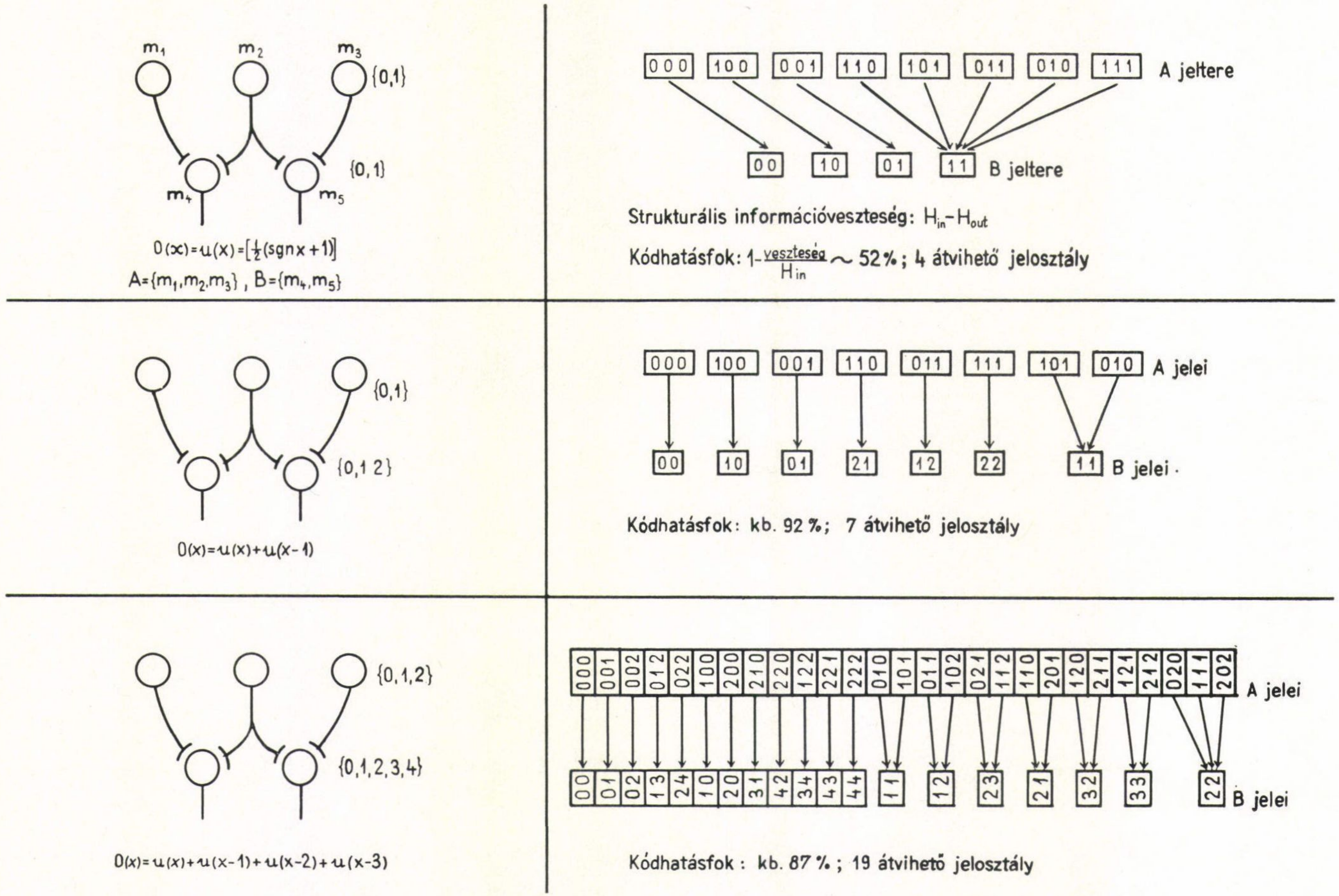
Ezek a válaszkarakterisztikák ún. diszkrét, atomos Lebesgue—Stieltjes mértékteret generálnak, ezért tekintve, hogy a küszöboperátor általánosításai, digitális mérőoperátoroknak nevezhetők. A tényleges és monoton válaszkarakterisztikák azonban a legtöbb neuron esetében időfüggőek is. Ez a tény azt jelenti, hogy legegyszerűbb esetben is egy absztrakt neuron ingeridőtartamtól függően a küszöbök más és más halmazával jellemezhető. Rövid időtartamú ingereknek kevesebb intenzitás-szintjét lehet az ilyen karakterisztikák segítségével diszkriminálni, mint a hosszabb időtartamúakét. Az MCP-hálózatok logikai moduljai éppen ezért rossz intenzitás-diszkriminációra képes elfajult mérőeszközöknek tekinthetők, melyek az időbeli szummációt nem veszik figyelembe. Jól kimutatható, hogy mérőoperátoros elemi automatákat rendelve egy hálózat neuronjaihoz még abban az esetben is kisebb információveszteség lép fel a jelek nem invertálható leképezése miatt, ha a küszöb alatti folyamatra vonatkozó lineáris hipotézist és a szinkronitást megtartjuk.

Az MCP-modell fenti általánosítását tehát a következőképpen fogalmazhatjuk meg. Az O_r (x) mérő-operátor értékkészlete legyen az $S_r = \{0, 1, 2, \ldots, r\}$ egész számokból álló halmaz (ami modális frekvenciakódnak felel meg). Ha a hálózat minden eleme egyforma mérő-automataként működik, akkor az automata alakja például:

$$\mathfrak{m} = [S_r, S_r, S_r, O_r (x, \mathcal{N})]$$

E hálózatok bemenet-kimenet leképezése a kimeneti abc bővebb volta miatt „szelektívebb" lesz, nemcsak az intenzitásokra, hanem bemeneti ingerületi mintákra nézve is. A 4. ábrán egy egyszerű 5 neuronos konvergens-divergens vegyes hálózat „strukturális" információ-veszteségét, és a preszinaptikus populáció jeleinek a posztszinaptikus populáció jeleiből való dekódolhatóságát demonstráljuk. Szembetűnő, hogy ugyanazon hálózat neuronjainak mérőmodulokként történő felfogása lényegesen javítja a hálózat információátvitelét. Amíg „bináris kód" mellett 3 állapotot lehet az m_4 és m_5 neuronok kimenete alapján megkülönböztetni, és 5 másik állapot diszkriminálhatatlan, addig két intenzitás-szinttel csupán egyetlen kimenet marad kétértelmű. A 0—1 modulok rossz teljesítményén nem segít a küszöb változtatása, hanem csak a küszöbérték-halmazok rendszerét bevezető mérőműszer-hipotézis. Néhány hálózattípus elemzése kapcsán ugyanilyen tapasztalatokra jutottunk. Igaz továbbá, hogy a mérő-operátor-kóddal működő hálózatok információvesztesége sem csökkenthető minden hálózat esetében nullára, továbbá sok esetben eltérő mérő-modulokból felépített hálózatok teljesítménye jobb, mint az egyforma neuronok hálózatáé.

A 4. ábrán választott hálózat a vegyes előfordulású neuronális konvergencia és divergencia reprezentáns hálózatának tekinthető. A fenti elemzések kapcsán speciális kimenő jelek nem egyértelműen, hanem két- vagy 3 értelműen dekódolhatóak. Minthogy a jel-leképezés kiszámításánál a hálózatot szinkronnak tekintettük, felmerül a kérdés, hogy nem innen ered-e néhány jel dekódolhatatlansága? Ha nem kizárólagosan ez lenne a hibák oka, akkor konvergens hálózatok információvesztesége milyen eljárásokkal csökkenthető?



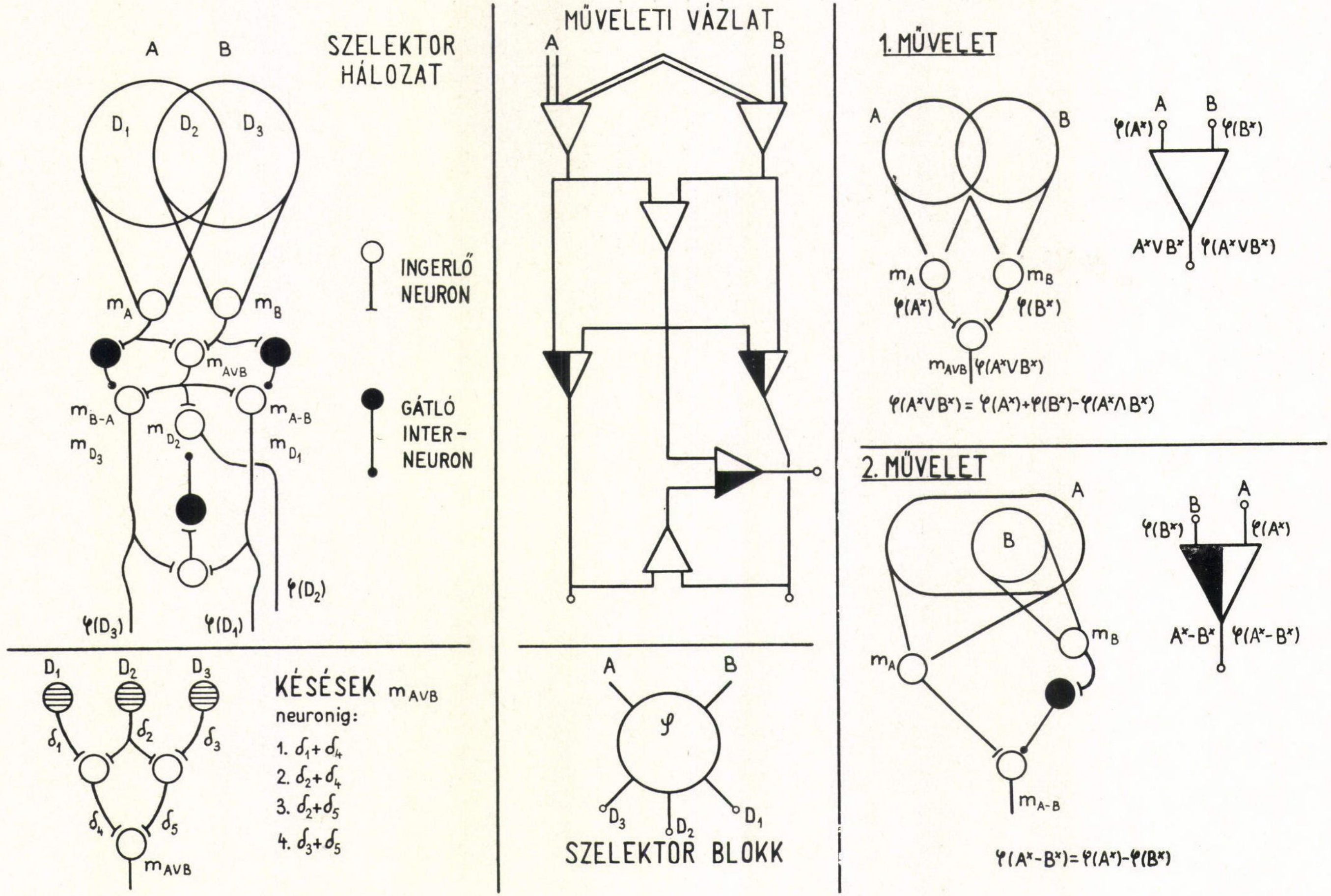
4. ábra. Azonos hálózat jelkezelésének paraméterei három különböző kódhipotézis mellett. A bináris hipotézishez képest a mérőműszer-hipotézis jelentősen javítja a hálózat kimenő csatornái alapján dekódolható információ mennyiségét

5. *Információ-kezelés konvergens-divergens vegyes hálózatokban*
Általánosított mértékkód

E fejezetben az idegrendszer konvergens neuronkapcsolataiban fellépő információveszteséget és ezt a hibát javító hálózati és kódmechanizmusokat elemezzük. Nyilvánvaló, hogy egyetlen kétállapotú neuronra excitatórikusan konvergáló neuronhalmaz a küszöb tetszőleges választása esetén sem tud két jelosztálynál többet átvinni, ezért a preszinaptikus populáció mintáira nézve az egyszerű konvergencia veszteséges. Ha a posztszinaptikus fogadó-neuront r állapotra képes mérőműszernek tekintjük, a mintára vonatkozó veszteség csökkenthető, mert karakterisztikájától függően, a bemeneti minták különböző, diszkriminálható intenzitású osztályai megkülönböztethetőek a különbözően intenzív kimenőjelek révén. Ezért a mérőautomata-viselkedésű neuronokra konvergáló preszinaptikus populáció jelosztályainak dekódolhatóságán túlmenő várakozás felesleges. Mai ismereteink szerint a konvergáló populációk egyforma aktivitású elemeit egyedileg azonosító kódolási eljárás nincs. Egyedüli plauzibilis lehetőségnek az tűnik, hogy a rossz intuícióval káotizáló tényezőként értékelhető konvergens-divergens vegyes kapcsolásokban az információátvitel javítható. Az alábbiakban erről kívánjuk meggyőzni az olvasót.

5.1. Tekintsük az m_A neuront és gondolatban gyűjtsük össze a rá közvetlenül excitatorikusan ható neuronok A halmazát. Ugyanezt tegyük meg az m_A-tól különböző m_B neuronnal is, melyhez a B bemeneti izgató populáció tartozik. Nyilvánvaló, hogy az A és B neuronhalmazoknak általános esetben lehetnek közös elemei, azaz $A \cap B \neq \emptyset$. Az $A \cap B$ metszet-populációban pontosan az m_A és m_B felé divergáló neuronok helyezkednek el. Az egyesített $A \cup B$ populáció azonban diszjunkt részekre bontható. Könnyen belátható, hogy fenti gondolatmenet tetszőleges sok neuronra konvergáló-divergáló populációrendszerre megfelelően átvihető. Ezért a vegyes, konvergens-divergens kapcsolatok preszinaptikus halmaza egy speciális metszethalmazrendszerré bontható. A 5. ábrán két neuron esetében ezek $\{D_1, D_2, D_3\}$. Felmerül a kérdés, hogy milyen kód elegendő a preszinaptikus D_1, D_2, D_3 metszetmezőkben fellépő mező-minták (és nem egyedi minták) szelektív diszkriminációjához. Pontosabban szólva, létezik-e valamilyen kóddal működő olyan analizátor-hálózat, melynek a kimenetei (esetünkben 3 „axon") pontosan követik a D_1, D_2, D_3 metszetmezők egyedi össztevékenységeinek aktuális mintáját? Az előző fejezetből és a 4. ábrából világos, hogy kétállapotú elemek elégtelenek, szinkron mérőhálózatok lényegesen jobbaknak várhatók.

5.2. Legelőször az eddig használt kódfogalom általánosítása szükséges. Az m_A neuron kimenete, melyre az A populáció közvetlenül excitatórikusan konvergál nem közönséges, hanem halmazfüggvény. Egyszerűen szólva az A populációban előforduló aktív neuronrészhalmaz jelhalmazától függ. Szimbolikusan ez a kimenet: $\varphi(A^*)$, $A^* \subset A$. Vezessünk be egy kétműveletes kód-



5. ábra. Vegyes, konvergens-divergens hálózat. A keletkezett metszetmezők aktivitásmintái halmazfüggvény-kóddal szelektálhatók. Részletes magyarázat a szövegben rendszert, melyet röviden mértékkódnak fogunk nevezni. *1. művelet:* Ha az A és B neuronhalmaz az m_A, ill. m_B neuronokra excitatórikusan konvergál és ezek kimenetei a $\varphi(A^*)$ és $\varphi(B^*)$ halmazfüggvények, akkor egy további, az előzőektől különböző m_C neuron, melyre m_A és m_B konvergál, az alábbi tulajdonságú kimenettel rendelkezik (mértéktulajdonságú halmazfüggvény a kimenete): $\varphi(C^*) = \varphi(A^* \cup B^*) = \varphi(A^*) + \varphi(B^*) - \varphi(A^* \cap B^*)$, Ezért $m_C = m_{A \cup B}$. Alapposztulátum az, hogy a szóban forgó neuron ezt a kimenetet kiszámítani képes. *2. művelet:* Ha az m_A neuron m_C-t izgatja és m_B az m_C neuront gátolja, akkor $B \subset A$ esetén kimenete: $\varphi(C^*) = \varphi(A^* - B^*) = \varphi(A^*) - \varphi\ (B^*)$. Ezeknek a posztulátumoknak egyenes következménye az 5. ábra „szelektorhálózata. Az A és B preszinaptikus populációk metszetmezőiben előforduló mezőminták szelektív átvitele az $m_{A \cup B}$ „referencianeuron", „alaphalmaz-neuron" felvételével történik (1. művelet). Ezt követően a 2. műveletet kétszer, párhuzamosan mint „laterális gátlást" alkalmazva előállíthatók a D_1 és D_3 szélsőmező-aktivitásokat hordozó csatornák. Ehhez, az $m_{A \cup B}$ $\varphi(A^* \cup B^*)$ alaptevékenységének sokszorozása szükséges „axonelágazással", majd a már kiszámított szélső aktivitások és újra az 1., majd a 2. művelet segítségével a divergáló D_2 populáció csatornája nyerhető.

5.3. Az alapposztulátum következtében tetszőlegesen bonyolult, akárhány halmazból álló bemeneti halmazrendszerre a metszetpopulációk aktivitását szelektíve hordozó csatornák — ismételten alkalmazható hálózatblokkok segítségével, általában nem egy, hanem sok különböző módon — előállíthatók. Hangsúlyozni kívánjuk, hogy nem egyszerű összeadásokról és kivonásokról, hanem mértékek kiszámításáról van szó. Ilyen körülmények között a mértékfüggvény a feltételektől függően additív vagy szubbadditív. Összeadásokat és kivonásokat feltételezve egy ilyen hálózat éppen úgy semmitmondó, mint bináris kódot használva benne. Vegyük észre, hogy az időtengely diszkretizálása, vagy a hálózat szinkron működése nem következik a posztulátumokból. Ugyanígy a kód frekvencia vagy intervallum jellege másodlagos kérdés. Huzalozását tekintve pontos, de megoldásai sokfélék lehetnek. Figyelembe véve azt is hogy reálisan létező működések (pl. laterális gátlás) részfunkciókként lépnek fel, az ilyen vagy hasonló elven működő analizátorhálózatok realitása sem zárható ki. A hálózatban műveletvégzés mellett a bemeneti halmazrendszer elemeinek reprezentációja is fellép. Sőt következményként a bemeneti populációkban történő ingerületi események közötti „távolság" automatikusan mérődik. Jól ismert ugyanis, hogy ha φ mérték, akkor $\varphi(A \circ B) = d(A, B)$ távolságfüggvény. Ezért a bemeneti események tere metrikus is.

5.4. A hálózat első pillantásra hibamentesen működik, de a pontosabb jelkövetés arra mutat, hogy ha pl. D_1 és D_3-ban abszolút szinkron aktivitás lép fel, akkor ez további posztulátum nélkül összetéveszthető a D_2 mezőbeli tevékenységgel, amint ez a szinkron működésű mérőhálózatok esetében (lásd

4. ábra) már fellépett. Meglepő módon a hálózatnak ez a hibája a szereplő neuronok refrakteritását feltételezve, továbbá deszinkronizációt létrehozó pontatlan huzalozással csökken, vagy akár megszűnik. A többi minta szelekciójához szinkron mérés is elegendő. Pontosabban szólva arról van szó, hogy az 5. ábra középső D_2 mezőjéből induló aktivitások önmagukkal való szinkronitásukat a divergálásig tartják, a szélső tevékenységek eleve nem feltétlenül szinkron indulnak. Az $m_{A \cup B}$ neuron szinkron, de két helyről befutó aktivitások második reprezentációját refrakteritása miatt szűri vagy kioltja, ezért ebben az esetben a mérték kiszámításához szükséges „szubadditivitás" realizálható. Az adott esetben a neuronok refrakteritása nem azok korlátozott, tehetetlen működésének okozója, hanem a pontos működésnek egyenesen szükséges követelménye. Ha ezen túlmenően a nem közös pályán haladó, de szinkron induló széli aktivitások eléggé deszinkronizálódnak, akkor abszolút szinkron D_1 D_3 aktivitásnak a D_2 aktivitástól történő megkülönböztetésére is lehetőség nyílik. A bemeneti neuronpopulációban *mozgó* ingermező analízisét ezért egy ilyen hálózat feltehetően jobban képes analizálni, mint a mozdulatlan aktivitást.

Végül szabad legyen az előadás néhány fő mondanivalóját kiemelni. Ezek egyike a huzalozás mellett a hálózatok által használt nyelv egyenrangú fontosságára kívánta felhívni a figyelmet. Rámutattunk továbbá arra is, hogy a hálózat viselkedését (egy hálózat ingerületi minta-szekvenciáit) nem egy hálózat működésének, hanem csupán magatartásának tekinthetjük. Érdemei elismerése mellett tarthatatlannak tartjuk a reális idegrendszer teljesítményeinek szinkron hálózatokkal történő magyarázatát. E helyett minimális programként fel kell tételeznünk, hogy a neuronhálózatok nem feltétlenül egyforma mérőmodulok huzalozási relációi. Ez a mérés továbbá nem feltétlenül egyedi bemenő modulok, hanem populáció-tevékenységek paramétereinek mérése, amint azt a konvergencia elemzése kapcsán kifejtettük. Végül a refrakteritás jelentőségére hívjuk fel a figyelmet, melyet hibajavító mechanizmusként értékeltünk.

IRODALOM

1. Arbib, M. A.: Brains, Machines and Mathematics — Mc Graw Hill Co., New York (1964).
2. Berge, C.: Graphs and Hypergraphs. North-Holland Mathematical Library, Vol. **6**, Elsevier, Amsterdam (1973).
3. Blomfield, S.: Arithmetical operations performed by nerve cells. Brain Research **69**, 115—124 (1974).
4. Von Foerster, G., Zopf, W. (Editors) Principles of Self-organization. Pergamon Press, New York (1962).
5. Gécseg, F., Peák, I.: Algebraic Theory of Automata. Akadémiai Kiadó, Budapest (1972).
6. Griffith, F.: Mathematical Neurobiology. Academic Press, New York (1971).
7. Kleene, S. C.: Representation of Events in Nerve Nets and Finite Automata. In: C. E. Shannon and McCarthy (eds.). Automata Studies, Princeton University Press, Princeton N. J. 3—42 (1956).
8. Lábos E.: Mértékszerű kódolási eljárással működő neuronhálózatok. Neuman J. Számítógéptudományi Társaság Kollokviuma, Szeged (1973).

9. LÁBOS, E., KRUGER, L., SCLABASSI, R. J.: Intenzitás-diszkrimináció neuronok szomamembránjában. MÉT; XXXIX. Vándorgyűlése, Pécs (1973).
10. MAURER, I. GY., VIRÁG, I.: A relációelmélet elemei. Dacia Kiadó, Kolozsvár (1972).
11. MC CULLOCH, W. S. and PITTS, W.: A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. Bull. Math. Biophys. S. 115—133 (1943).
12. VON NEUMANN: Probabilistic Logics and the Synthesis of Reliable Organisms from Unreliable Components. In C. E. Shannon and McCarthy (eds.) — Automata Studies, Princeton University Press, Princeton N. J. 43—98 (1956).
13. PAZ, A.: Introduction to Probabilistic Automata. Academic Press, New York (1971).
14. ROSENBLATT, F.: Neurodynamics. Spartan Books, Washington (1962).
15. SCLABASSI, R. J., LÁBOS, E., Magalhaes-Castro, B., Stein, B. E. and Kruger, L.: Stochastic properties of an intensity continuum in two neuronal models. Ann. Meeting of Soc. for Neuroscience. Bethesda, Maryland (1973).
16. TURING, A. M.: On Computable Numbers with an Application to the Entscheidungsproblem. Proc. London Math. Soc. ser. 2. **42,** 230—265 (1936).
17. WINOGRAD, S. and COWAN, J. D.: Reliable Computation in the Presence of Noise. MIT Press, Cambridge, Mass (1963).