

Hogyan is számol az agyunk valójában?

How our brain really computes?

VÉGH János¹ MTA doktora egyetemi tanár, BERKI Ádám József^{2,3} doktorandusz

¹Kalimános BT, Debrecen; Vegh.Janos@gmail.com

²Department of Neurology, Semmelweis University,
1085 Budapest, Hungary; berki.adam@med.semmelweis-univ.hu

³János Szentágotthai Doctoral School of Neurosciences, Semmelweis University, 1085 Budapest, Hungary

Abstract

It is commonly accepted that our brain computes. Researchers attempt to understand the way how it does so (in addition to performing neurophysical measurements), also running simulations on conventional computers in an attempt to synthesise its capabilities and even to prepare a silicon brain. By generalizing the computing model, the brain can really be considered as a specialized computing system, but nearly all related notions and processes are different from the ones we know from technological computing, including the notion of information, its transmission and processing.

Keywords: neural computing; brain operation; computing model; information; learning

Kivonat

Az általánosan elterjedt felfogás szerint agyunk számol. Ezt a tevékenységét megpróbáljuk (neurofiziológiai mérések mellett) egyrészt hagyományos számítógépeken futtatott szimulációval is megérteni, az agy képességeit mesterséges úton előállítani vagy éppen szilícium agyat készíteni. A számítási modell általánosításával valóban lehet az agyat sajátos számítást végző rendszernek tekinteni, de az agyban szinte mindegyik fogalom és részfolyamat eltér a technológiai számításban megismerttől, beleértve az információ fogalmát, annak továbbítási és feldolgozási módját is.

Kulcsszavak: neurális számítás; agy működés; számítási modell; neuron modell; információ; tanulás

1 BEVEZETÉS

Az agy műszeres tanulmányozása és az elektronikus számítógép megalkotása (mindkettőt az elektronikus technológia fejlődése tette lehetővé) szinte egyidejűleg kezdődött és egymással párhuzamosan fejlődött; elkerülhetetlenül befolyásolva egymást. Az agy kezdetben is modellül szolgált az elemi számítógép komponensek elkészítéséhez, és manapság is minta mind az elemi kapuk és összeköttetések, mind az ún. neuromorph szerkezetű számítógépek hardver tervezéséhez, továbbá a magas szintű működés („intelligencia”) szoftveres előállításához. A felületesen értett működési módok, a túlzottan szoros vagy éppen kevésbé megalapozott párhuzamok azonban mindkét oldal fejlődését gátolják. Célunk felhívni a figyelmet a félreértések okára és a leírtakat részletesen tárgyaló irodalmakra, valamint az érdeklődő kollégák számára utat mutatni további javítások kidolgozására.

2 A SZÁMÍTÁS MODELLEZÉSE

Közkeletű tévhit, hogy a Neumann János által javasolt ún. klasszikus számítási paradigma alapján végezhetjük a technológiai és a biológiai számításokat. Valójában Neumann egy számítási *modellt* javasolt, amelyiknek az elektronsövek időzítési viszonyait alapul vevő közelítése vált ilyen néven ismertté. Az egyszerűsített számítási paradigma azonban sem a modern technológiai, sem a biológiai számítások leírására nem alkalmas [14]. Neumann – az akkori technológia esetén helyesen – elhanyagolta a számítási egységek közötti kommunikáció idejét az egységek működési idejéhez képest. Bár megjegyezte, hogy ez a klasszikus paradigma eleve nem érvényes neurális rendszerekre, és a technológiai rendszerekben is csak viszonylag kis

órajel frekvenciájú rendszerek esetén jelenti a valós működési mód egy elfogadható közelítését, az általános esetre nem adott működési leírást. Az ilyen leírás megadásához a korlátozott kölcsönhatási sebesség figyelembe vétele szükséges [11], a klasszikus közelítésben használt végtelen nagy sebesség helyett. Meglepő módon a speciális relativitás elméletéből ismert Minkowski-matematika használata jelenti a jó megoldást: az ún. láncolt működés (az egyik számítási egység által használt eredmény bemenő adat a másik egység számára) természetes módon leírható ilyen matematikával. A Neumann által leírt működési mód, hogy a számítási egységnek várnia kell a bemenő paraméterek megérkezésére és az eredmények elszállítása sem lehetséges a számítás elvégzése előtt, azt jelenti, hogy a kétféle művelet kölcsönösen akadályozza egymást. A számítás általános (az időt figyelembe vevő) modellje [19][14] azt is felfedi, hogy a különböző műveletek mekkora idővesztéssel járnak.

A technológia fejlődésének egyik eredménye, hogy „hőskor” évei után lecsökkent a számítási egységek működési ideje, viszont gyakorlatilag nem változott az azokat összekötő buszok hossza, azaz az adatok szállítási ideje. A sokszor idézett Moore-megfigyelés csak a komponensek sűrűségére vonatkozik, nem a működési sebességre; ezért a adatok szállításának ideje nagyon megnőtt az adatok feldolgozásának idejéhez képest. Ez az arány döntő jelentőségű számos számítási vonatkozásban. Ennek tudható be a párhuzamosított soros végrehajtásból eredő természetes hatásfok csökkenése (lásd pl. szuperszámítógépek), az egyetlen – bár nagy sebességű – soros átvitelű busz rendkívül alacsony hatásfoka, valamint a modern processzorok aránytalanul megnőtt hőtermelése is. A Neumann által javasolt megoldások (pl. a központi szinkronizáló órajel használata) hatékonysága fokozatosan romlott és ma már – az általa előre látott módon – jelentősen akadályozzák a számítógép fejlődését.

A számítás általános modellje [14][17] azt is felfedi, hogy egy számítási rendszer működésének folyamatait, nyílt vagy burkolt módon, események jelzik. A technológiai számításokban az események egy részét más események (közvetve vagy közvetlenül a központi órajel) pótolják, amelyek technológiailag egyszerűbb módon állíthatók elő, de teljes mértékben csak akkor pótolják a valójában szükséges eseményeket, ha az egyszerűsített számítási modell feltételei fennállnak. Emiatt ezek a módszerek a modern technológiákban egyre kevésbé használhatók, különösen a nagy méretű rendszerek és nagy kommunikációs igényű feladatok megoldásakor. A neurális számításokban ezek a jelzések és folyamatok másként valósulnak meg [19][17] (ennek köszönhető a biológiai számítások rendkívüli energia hatékonysága), és magát a számítást is teljesen eltérően kell értelmezni [15][14].

A neuron modellezése sok évtizedes [15] vita tárgya. A működés részletes vizsgálata kiderítette, hogy a neuron legjobban olyan absztrakt modellel írható le, amelyben egy egymáshoz kapcsolódó (Neumann megfogalmazásában) „input szekció” és „output szekció” pár szerepel. Az input szekció (lényegében analóg működéssel) több adatforrást (szinaptikus bemenetet) kezel, és a végzett művelet lényegében az adatok egy speciális és szelektív összegzése (változó idő alatt), az eredménye pedig az output szekció aktiválása. A lényegében digitális, bár nem négyszögjelekkel dolgozó, output szekció (rögzített idő alatt) állítja elő a kimenő adatot. *A számítás eredménye tehát, hogy mennyi idő alatt készült el az eredmény, a spike pedig csupán az eredmény elkészülését jelzi.* Az elektronikával vont párhuzamok miatt gondolták a kutatók sokáig, hogy a működés vagy teljesen analóg vagy teljesen digitális. A változó feldolgozási idő lehetőséget biztosít neuron-szintű memória használatára: a neuron részben „emlékszik” az előző számítási eredményre, így kombinálni tudja a hálózat előző (időtől függő) állapotát a jelenlegi állapottal, így a kimenő adat lényegében egy speciális idősort képez. A bemeneti és az összegzési folyamatot feszültség-vezérelt ionszűrő szabályozzák. A tanulási folyamat változtatja az összegzésben részt vevő bemenetek számát és azok aktivitásának státuszát, továbbá a szinaptikus súlyok mellett a szinaptikus járulékok egymáshoz viszonyított érkezési ideje is befolyásolja az eredményt. Azaz, ez a számítási folyamat egyáltalán nem írható le a szokásos egyszerű összegzésekkel. Mint Neumann megfogalmazta, „Az agy nem a matematika nyelvét használja” [7].

3 AZ IDŐ SZEREPE

Az első pillantásra teljesen eltérő számolási folyamatok kezelésének közös pontja, hogy az adatok szállítási idejét megfelelő módon számításba kell venni, mivel azok nem csak nem elhanyagolhatók, amint a klasszikus elmélet feltételezi, hanem akár dominálhatnak is a számítás teljes idejének meghatározásakor [15]. A technológiai számítás esetén az időbeli viselkedést figyelembe vevő leírás alapján az említett kölcsönös akadályozás megmagyarázza a tapasztalt jelenségeket, amelyek a valamilyen szempontból extrém körülmények között figyelhetők meg [12][13].

A biológia számításokban a kölcsönhatási sebesség jellemzően tíz milliószor kisebb (mivel nem elektromágneses, hanem kémiai diffúzió jellegű). Ennek következtében az információ szállítási ideje sokkal hosszabb, mint annak feldolgozási ideje (ezért zárta ki Neumann a klasszikus számítási paradigma biológiai

alkalmazásának lehetőségét): a biológia rendszerek régóta ismertén ún. „tér-idő” viselkedésük [8][16]: az események helyét és idejét a terjedési sebesség kapcsolja össze. Ráadásul a biológiai adatfeldolgozás sem a technikában használt kétállapotú rendszerekkel történik (az időviszonyok megváltozása miatt az állapotok közötti átmenetek még durva közelítésként sem tekinthetők pillanatszerűnek), hanem lényegében analóg módon (amit csak kevésbé árnyalnak a feszültség-függő töltés kapuzások). A számítás eredménye sem a technikai számításéhoz hasonló: a neuronok biofizikailag meghatározott paraméterekkel rendelkező impulzusokat („spike”) bocsátanak ki. Maga a spike csupán a számítási lépés lezárultát jelzi és egyúttal a továbbítás után a következő („posztzinaptikus”) neuronnak jelzi a számítás során használható adat megérkezését. A tényleges információt az tartalmazza, hogy *mikor* történik meg a spike kibocsátása. Ez azt is jelenti, hogy a spike egyedül nem tud információt szállítani; az előzőleg kibocsátott spike idejéhez képest mért időt is figyelembe kell venni.

A neuron „kondenzátor modell” [4][5] figyelmes analiziséből megállapíthatjuk [15], hogy végső soron a (kapuzott) szinaptikus bemeneti áramok által szállított töltés okozza a membrán feltöltődését, mely kölcsönhat a membrán nem lineáris feszültségfüggő tulajdonságaival, melyek mind az időbeli lefolyást mind az amplitudót kormányozzák. A küszöbérték elérése hamarabb következik be, ha a (preszinaptikus) spike által kiváltott posztzinaptikus töltés nagyobb (nagyobb a szinaptikus súlya és/vagy hosszabb ideig tölti a membránt) vagy gyorsabban eléri a posztzinaptikus neuront vagy időben összegződik más bemenetekkel. A biológia mindegyik módszert alkalmazza, kombinálva. Ráadásul a neuron működése során a membrán potenciál helyreállítása még azután is folyik, hogy a spike előállítás elindult [4][5]. Így, attól függően, hogy az előző spike után mennyi idővel érkezik a következő bemeneti jel, a neuron membrán különböző potenciál értékekről kezd el töltődni: a neuron egy rövid ideig emlékszik arra, hogy mennyi idővel korábban kapott feldolgozandó spike-ot. Ez a memória ugyan nem digitális (továbbá az időkülönbségtől függ a tartalma), de a számítás eredményét mindenképpen befolyásolja: a neuron a hálózat jelenlegi állapotával (az aktuális bejövő spike-ok) és a hálózat korábbi állapotával (az előző spike előállítás után visszamaradt potenciál szinttel) végzi számítását. *A szokásos, memória nélküli automatákat feltételező tárgyalás csak akkor használható, ha a neuron nem túl gyakran kap új spike által szállított jelet, és így azok között membránja vissza tud állni a nyugalmi potenciál szintre. A neuronok működése nem érthető meg a hálózat hatásának figyelembe vétele nélkül, és fordítva: azok hálózatának működése nem tárgyalható a neuronok időbeli működésének figyelembe vétele nélkül.*

Az első módszer rövid távú tanulásra szolgál (lényegében mind a neurotranszmitterek koncentráció gradiense változik, mind a posztzinaptikus sejt jel felfogó képessége), a második pedig a hosszú távú tanulást valósítja meg (pl. a neuronok közötti axonokat szigetelő réteggel vonja be, így azok vastagabbak lesznek, és ezzel megváltoztatja a spike haladási sebességét). Az első módszer gyors, de energia igényes: a neurotranszmitter koncentráció gradiens létrehozása egy millisecundum alatt megvalósítható, de hatása csak energia igényes ion pumpálással és molekuláris kölcsönhatásokkal tartható fenn. A második módszer lassan (órák, napok, hetek alatt) valósítható meg. A neuron viszont a gyorsan megtanult (és ismételt, tartósan megkapott) inger hatására fokozatosan helyettesíti (újra modellezi[2]) az energia igényes rövid távú információ megőrzési módszert a kevésbé energia igényes módszerrel. *A két módszer hatása kiegészíti egymást: a tanulás az információ szállítási idejének adjusztálását, az információ megőrzése az információ adott idő alatti eljuttatását jelenti, a több jel összegzése pedig a különféle információk összekapcsolására ad lehetőséget. A működés részletei alapján érthető, hogy az agyi számítások működése a technológiai számításokban megszokotthoz képest sokkal kevésbé determinisztikus, jelen vannak benne a kaotikus működés elemei is.*

4 AZ INFORMÁCIÓ ÉRTELMEZÉSE

Az információ elméletet elektronikus kommunikációra dolgozta ki hét évtizeddel ezelőtt Shannon [9]. Az elmélet szinte azonnal alkalmazták neurális kommunikációra, bár Shannon pár évvel később tiltakozott [10] az elmélet túlzott leegyszerűsítése és nem megfelelő körülmények közötti alkalmazása ellen. Az információ elmélet biológiai alkalmazhatósága valójában számos feltételt nem teljesít. A legfontosabbak [15], hogy Shannon egy adó és egy fogadó egységet tételezett fel, továbbá megkövetelte, hogy az információ összeadás lineáris legyen. A biológiában viszont számos neuronból származnak szinaptikus bemenetek és a tapasztalatok azt mutatják, hogy pl. időben egymáshoz elég közel érkező két spike lényegesen több információt szállít, mint a két spike külön-külön [6]. Ez arra mutat, hogy a klasszikus információ elmélet neurális információ elméletként legfeljebb csak korlátozottan használható.

A kommunikáció elméletének tanulmányozása arra vet fényt, hogy (bármilyen fajta véges sebességű információ terjedés esetén) a továbbított üzenet valójában két komponensből áll [15]. Az egyik valamiféle jelet visz át, a másik pedig az információ átviteli idejéről ad felvilágosítást. A két komponens értelmezésében

(a milliószorosan eltérő jel terjedési sebesség következtében) a technikai és a biológiai megvalósítás gyökeresen elér. A technikai átvitelben a jel átviteli sebességének állandósága miatt az átvitel ideje csupán a két rendszer távolságát adja meg (emiatt el is hanyagolják), így az információ csak a jel (szokásosan bináris impulzusok) formájában vihető át. A biológiai átvitelben viszont (a jel átviteli sebességének fenti modulációja miatt) az átvitel ideje a lényegi információ, a spike jelenléte csupán szinkronizálásra szolgál (emiatt el is kell hanyagolni). A biológia (a megfelelő értelmezés hiánya miatt) túlnyomórészt a spike-ok számát használja az átvitt információ mérőszámaként, ami súlyos logikai hiba és az elmúlt évtizedekben az ellentmondásosan értelmezett kísérletekben jelentősen gátolta az agyműködés mechanizmusának feltárását. A modelltől az is látható, hogy a biológiai kommunikáció esetén a bemenő információk feldolgozása csak az „input section” feladata; a neuron döntése, hogy a spike-ból (az abban átvitt információból) mennyit használ fel. Ehhez az „output section” csak a triggerelési mechanizmussal kötődik, és változó számú spike-ot állíthat elő. Ha feltételezzük, hogy maga a spike jelenti az információt, (a matematikától eltérően) semmi értelme a „kölcönös”, „feltételes”, stb. információ fogalmának: a „kimenő információ” elkészítése már akkor elindulhat, amikor esetleg még egyetlen „bemenő információ” sem érkezett meg teljesen. A biológiai információt a spike-ok időszora hordozza.

5 TECHNOLÓGIAI ÉS BIOLÓGIAI SZÁMÍTÁS

A legtöbb agy-szimuláció célú számítás csupán *biology-inspired*, de nem *biology mimicking*. Azaz, a biológia valamely tulajdonságát próbálja meg imitálni, a tulajdonságot a biológiai rendszer egyéb összefüggéseiből kiragadva. A korlátozott terjedeleme miatt (az eddigiekben már megemlített analóg vagy digitális működés vita, a tévesen a spike-ok jelenlétének tulajdonított információ átvitel, stb. mellett) csupán az információ átviteli módját említjük meg. A biológiai rendszerek viszonylag lassan (msec idő alatt) viszik át az információt számítási elemeik között, így első pillantásra megfelelőnek tűnik, ha egyetlen nagy sebességű összekötő elemet (ún. soros buszt) használnak adatátvitelre. Az időbeli működés figyelembe vétele nélkül a technológiai soros nagy átviteli sebesség ellensúlyozni látszik a biológia sok lassú párhuzamos átvitelét. A részletes analízis [15] azonban felfedi, hogy a soros adattovábbítás esetén is figyelembe kell venni, hogy a közösen használt buszt előbb igényelni kell (bus arbitration) és az átvitel idejére kizárólagos használatúvá tenni. Ez az igény nagy (bár az agynál több nagyságrenddel kisebb) számítási rendszerek esetén már azzal jár, hogy a számítási egységek az összes többi egységgel versengeni kényszerülnek az adattovábbítási jog megszerzéséért, ami (az említett akadályozás miatt) jelentősen késlelteti a rendszer egészének számítási folyamatát. Például, a Frontier jelenlegi világbajnok szuperszámítógép esetén az elkészült számítás eredményeit összegyűjteni a mindössze 9 millió magtól kb. 40 percet vesz igénybe, a 2.5 óras összes számítási időből [1]. A „mindössze” arra vonatkozik, hogy itt a vezérlő mag mindig egyetlen magtól fogadja a nagy sebességű soros buszon keresztül az eredményt; míg az agyban kb. 10.000-szer több számítási egység fogad párhuzamosan egyenként kb. 10.000-szer több egységtől adatot. A jelenlegi konstrukciós elvek szerinti architektúrákat biológiai agy szimulálására használni eleve kudarcra ítélt próbálkozás.

Egy biológiai neuron valójában egy olyan időablakban végez számítást [15], amelyet az első spike érkezése nyit meg és a membrán küszöbfeszültség elérése zár le. Bár egy neuron tipikusan több ezer szinaptikus bemenettel rendelkezik, egy konkrét „számításban” jellemzően csak tucatnyi szinaptikus bemeneten érkező spike-ok válnak a számítás bemenő paramétereivé, azok is különböző mértékben. A különbözőség oka részben a különböző szinapszisok súlya (pl. eltérő neurotranszmitter koncentráció, eltérő poszt-szinaptikus receptor szám stb.), részben pedig az, hogy a spike-ok az időablakon belül különböző időpontban érkeznek, azaz csak ettől az időponttól a számítás végéig járulnak hozzá az eredményhez. Emiatt az összegzésben csak azok a szinapszisok jelennek meg, amelyek esetében a spike érkezése beleesik ebbe az időablakba, és az egyes szinaptikus bemenetek tényleges súlya a szinaptikus súly és az idő kitöltési tényező szorzata. Az „output section” által készített kimenő jelet pedig a neuron neurofiziológiai paraméterei szabják meg. A rövid távú tanulás során a neuron változtatja saját szinaptikus súlyát, a preszinaptikus neuronok pedig eleve változtatják a spike elküldési (és ezért érkezési) idejét, továbbá a hosszú távú tanulás során a neuron – a vezetési sebesség változtatásával – hangolja a kitöltési tényezőt.

A mesterséges intelligenciában használatos neuron modell nagyon eltér a biológiától: mivel a matematikában az idő figyelmen kívül marad, valamennyi bemenet szerepel az összegben, és mindegyik bemeneten érkező jel kitöltési tényezője egységnyi; továbbá a kimenő jel a bemenetek (esetleg normalizált) összege. A biológiában nagyon fontos szerepet játszik az érkezési idő: Hebb megfigyelése [3] szerint amelyik spike által szállított jel közvetlenül a saját spike elindítása előtt érkezik, annak tényleges szinaptikus súlya erősödik. Megfigyelések szerint a jövőben ugyanattól a preszinaptikus sejttől érkező spike ebbe a szinapszisba már korábban érkezik, ezért megnő a kitöltési tényezője. Érdemes észre venni, hogy a hatások növekedés

(főként a szigetelőréteg vastagodása és a receptor mennyiség változása) miatt változhat az időablakban beérkező spike-ok száma és sorrendje; továbbá a spike-ok szerepet is cserélhetnek. Ez a mechanizmus a rehabilitáció és redundancia jelenségéről is számot tud adni.

Mivel az időn alapuló biológiai tanulási folyamatok teljesen kívül maradnak a matematikailag kezelhető számítási módszerek körén, a mesterséges intelligencia teljesen más módszereket kénytelen alkalmazni, ezért csupán a tanulás és az intelligencia *neve* közös a biológiaival [18]. A tanulás során az új súlyokat a program valamennyi szinaptikus bemenet figyelembevételével számítja (azokat is beleértve, amelyektől nem érkezett információ), továbbá Hebb-megfigyelés kényszerű figyelmen kívül hagyása miatt egyformán bünteti vagy jutalmazza a szinaptikus bemeneteket, azok súlyainak változtatásával, az adott tanulási lépésben mutatott aktivitásuktól lényegében függetlenül. A betanítás során ilyen okból a rendszer még a helyesen beállított szinaptikus súlyokat is rossz értékre állíthatja. A tanulási módszer félreértelmezése az oka a mesterséges intelligencián alapuló eszközök és módszerek látványos kudarainak [13]. A ténylegesen működő „játék-szintű” egyszerű rendszerek két fázisban készülnek: a „mester” rendszer képes saját szinaptikus súlyait állítani (bár az emberi intelligencia által másodpercek alatt megtanulható tevékenység tényleges betanítása a fentiek miatt nagy számítógépeken is hetekig tart), a megtanult súlyokat „befagyasztva” a „slave” rendszerek már nem képesek tanulásra. Mint a fentiekből látható, a tanulás során a szinaptikus súlyokat a betanító rendszer valójában független paraméterekként kezeli; ez az oka a tapasztalt „overfitting” jelenségnek. Minél nagyobb (több súlyt/paramétert) tartalmaz a rendszer, annál jellemzőbb a jelenség. A gépi tanulási módszerek a maguk helyén (lényegében diszkrét objektumok osztályba sorolása) jók lehetnek; tényleges alkalmazhatóságuk azonban attól függ, hogy a felismerni kívánt objektum mennyire van közel azokhoz az objektumokhoz, amelyeket a betanítás során használtak. A mesterséges intelligenciából éppen az intelligencia hiányzik.

6 ÖSSZEFOGLALÁS

Ha a számító egységet, az információt, továbbá annak átvitelét és feldolgozását megfelelően értelmezzük, akkor agyunk valóban számol. A biológiai és technológiai folyamat részletei egyaránt igen bonyolultak. Egyszerűsített (elhanyagolásokat tartalmazó) leírásukban – főként a jel terjedési sebesség különbözősége miatt – a két esetre teljesen eltérő közelítéseket kell alkalmaznunk. A technológiai számításban és kommunikációban (a nagy fizikai méretet és a nagyon intenzív kommunikációt megvalósító eseteket kivéve) jó közelítést jelent, hogy az átviteli idő elhanyagolható és az információt az átvitt digitális jelsorozat tartalmazza. A biológiai számításban viszont maga a spike csak egy „figyelj rám” jelzés, az érdemi információt az tartalmazza, hogy a spike az előzőhöz képest mennyi idő múlva érkezett meg. A technológiában jelenleg használatos architektúrák és számítási módszerek teljesen alkalmatlanok a neurális számítás megvalósítására: az ún. biomorph architektúrák nem ragadják meg a biológiai működés és architektúra teljességét, a matematikai algoritmusok pedig nem tudják leírni a „nem a matematika nyelvét beszélő” agy működését. Hasonlóképpen, a mesterséges intelligencia algoritmusai (és ezért azok eredményei is) teljesen eltérnek az agy feltételezett működésétől és annak eredményétől.

KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

A kutatás a Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Alap K-136496 sz projektjének támogatásával készült.

A szerzők hálásan köszönik Somogyi Péter professzornak (Department of Pharmacology, University of Oxford) a kézirat előző változatának átolvasása után adott hasznos tanácsait.

IRODALMI HIVATKOZÁSOK

- [1] *** TOP5011: Exascale Is Officially Here with Debut of Frontier. <https://www.hpcwire.com/2022/05/30/top500-exascale-is-officially-here-with-debut-of-frontier/> (Utolsó letöltés: 2022. 09.04).
- [2] Almeida Rafael G. és Lyons David A., On Myelinated Axon Plasticity and Neuronal Circuit Formation and Function, *J. Neuroscience*, 42(37)2017, 10023–10034
- [3] Caporale, N., Dan, Y.: Spike Timing-Dependent Plasticity: A Hebbian Learning Rule, *Annual Review of Neuroscience*, 1(31)2008, 25-46, doi = 10.1146/annurev.neuro.31.060407.125639,
- [4] Johnston D. és Miao-sin Wu Samuel, *Foundations of Cellular Neurophysiology*. Massachusetts Institute of Technology, 1995. 978-0-262-10053-3
- [5] Koch C: *Biophysics of Computation*, Oxford University Press, 1999, 978-0-19-518199-9.

- [6] Nemenman, I, Lewen, G. D., Bialek, W., de Ruyter van Steveninck, Rob R.: Neural Coding of Natural Stimuli: Information at Sub-Millisecond Resolution. *PLOS Computational Biology* 3(4)2008, 1-12
- [7] Neumann János: A számológép és az agy. Netacademia, 2006.
- [8] D. Pleniz and A. Aertsen, Neural dynamics in cortex-striatum ci-cultures -- II. Spatiotemporal Characteristics of Neural Activity, *Neuroscience* 4(70)1996, 893–924.
- [9] Shannon, C. E.: A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal* 3(27)1948, 379-423, doi=10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x
- [10] Shannon, C. E.: The Bandwagon, *IRE Transactions in Information Theory*, 1(2)1956, p3. <http://csc.ucdavis.edu/~cmg/papers/Shannon.IRETransInfoTh1956b.pdf> (Utolsó letöltés: 2019. 04.10).
- [11] Végh J.: Why do we need to Introduce Temporal Behavior in both Modern Science and Modern Computing, With an Outlook to Researching Modern Effects/Materials and Technologies, *Global Journal of Computer Science and Technology: Hardware & Computation*, 1(20)2020, 13-29, doi=10.34257/GJCSTAVOL20IS1PG13
- [12] Végh J.: Finally, how many efficiencies the supercomputers have? *The Journal of Supercomputing* 12(76)2020, 9430-9455, <http://link.springer.com/article/10.1007/s11227-020-03210-4>, rendszeresen frissítve <https://arxiv.org/abs/2001.01266>,
- [13] Végh J.: Which scaling rule applies to Artificial Neural Networks, *Neural Computing and Applications*, 2021, 33:16847–16864 doi=10.1007/s00521-021-06456-y
- [14] Végh J.: Revising the Classic Computing Paradigm and Its Technological Implementations, *Informatics* 4(8)2021, 171. doi = 10.3390/informatics8040071. <https://www.mdpi.com/2227-9709/8/4/71> (Utolsó letöltés: 2022. 09.04).
- [15] Végh J, Berki Á. J.: Towards generalizing the information theory for neural communication. *Entropy* 8(24)2022, 1086. doi=10.3390/e24081086.
- [16] Végh J, Berki Á. J.: On the spatiotemporal behavior in biology-mimicking computing systems, *Researchgate*, 2020, https://www.researchgate.net/publication/344325571_On_the_Spatiotemporal_Behavior_in_Biology-Mimicking_Computing_Systems (Utolsó letöltés: 2022. 09.04)
- [17] Végh J., Berki Á. J.: Az egységes számítási modell. XXXI. SzámOkt EMT, 2021, 93-98 (Utolsó letöltés: 2022. 09.04).
- [18] Végh J., Berki Á. J.: Why learning and machine learning are different, *Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning*, 2021, 1(2) 131-148, doi=10.54364/AAIML.2021.1109
- [19] Végh J., Berki Á. J.: On the Role of Information Transfer's Speed in Technological and Biological Computations, *Acta Biotheoretica*, in print(2022), doi = 10.20944/preprints202103.0414.v1,