Memrisztív áramkörök fejlesztése neuromorf számítási alkalmazásokhoz

Hajtó Dániel

A PhD Disszertáció tézisei

Pázmány Péter Katolikus Egyetem
Információs Technológiai és Bionikai Kar
Roska Tamás Műszaki és
Természettudományi Doktori Iskola

Témavezető:
Prof. Dr. Cserey György PhD

Budapest, 2025

1. Bevezetés

A memrisztorok elméleti [1] és fizikai [2] felfedezése óta intenzív kutatások tárgyát képezik [3, 4, 5], különösen a mesterséges intelligencia és a neuromorfikus számítási alkalmazások alapvető építőelemeiként. Ezek az eszközök képesek megváltoztatni ellenállásukat a rájuk adott feszültség vagy áram hatására, és megőrizni ezt az állapotot külső energiaforrás nélkül is. Fontos tulajdonságaik, mint a nem illékony memória és a szinapszist imitáló viselkedés ígéretes megoldásokká teszik őket neuromorfikus számítástechnikai és memória tárolási alkalmazásokban. Bár nem minden rezisztív memória illeszkedik pontosan Chua eredeti modelljéhez, ezekre is lehet memrisztorként hivatkozni [6].

A hagyományos bináris memóriával szemben a memrisztorok több ellenállás állapotot is képesek elérni, ami alkalmassá teszi őket analóg adatfeldolgozásra és analóg kapcsolatokat használó számítástechnikára. Ezért vizsgálják egyéb előnyeiket is, mint az alacsony energiafogyasztást, a nem törlődő memória tulajdonságot és a nagy sűrűségű tárolást. Digitális rendszerekben a memrisztorok helytakarékosabb alternatívát kínálnak a hagyományos CMOS technológiával szemben, hiszen több bit tárolására képesek eszközönként, a több állapotú viselkedést kihasználva. Ez jelentős energiamegtakarítást eredményezhet, így a memrisztorok ideálisak az energiahatékony számításhoz.

A neuromorfikus számítástechnikában a memrisztorok hatékonyabban képesek emulálni a biológiai szinapszisokat, mint a hagyományos komponensek. Az analóg célú memrisztorok (APM) folytonosan változtatják az ellenállásukat, ezzel szinaptikus plaszticitást utánozva, ami kulcsfontosságú a tanuló neurális hálózatok számára. Emellett a nem törlődő tulajdonságuk biztosítja, hogy az információ rendszeres időközönkénti frissítés nélkül is megmarad, ellentétben a hagyományos dinamikus RAM-mal, így memóriaként és számítási eszközként egyaránt hasznosak.

Annak ellenére, hogy a memrisztorok jelentős lehetőségeket kínálnak, bevezetésük a gyakorlati számítástechnikai rendszerekbe kihívásokkal jár. Az egyik fő probléma az ellenállási állapotok pontos mérése és a viselkedésük modellezése. A memrisztorok gyakran mutatnak nemlineáris és szokatlan feszültség-áram jellemzőket, amik megnehezítik az állapotok konzisztens karakterizálását [7]. Különböző memrisztorok eltérő elveken működnek, így nehéz univerzális modelleket létrehozni, amelyek minden eszközre alkalmazhatóak. Ezért több empirikus adat szükséges a modellek finomításához nagy pontosságú méréseken keresztül.

Egy másik kihívás a memrisztív eszközök szórása és megbízhatatlansága.

Az anyaghibák, környezeti tényezők és az ellenállás változás sztochasztikus jellege miatt a memrisztorok jelentős különbségeket mutathatnak, még azonos típusú eszközök között is [8]. Ez a variabilitás akadályozhatja az alkalmazások konzisztenciáját, különösen akkor, amikor pontos ellenállási szintek szükségesek. Emellett a rezisztív drift, amikor egy memrisztor ellenállása idővel külső inger nélkül is változik, tovább növeli a kiszámíthatatlanságot [9].

A neuromorfikus számítástechnikában a variabilitás és a drift megnehezítik a memrisztorok megbízható szinaptikus elemekként való használatát. A neuromorfikus rendszerek gyakran megkövetelik, hogy a memrisztorok egy széles ellenállási tartományban szabályozott és konzisztens módon működjenek [10]. A fentiek azonban alááshatják analóg viselkedésüket, ami az egész rendszer teljesítményének romlásához vezet. A memrisztorok megbízható szinaptikus állapotának biztosítása továbbra is jelentős kihívást jelent.

Munkám középpontjában a jobb mérési technikák kifejlesztése, hatékonyságot növelő áramkörök tervezése és a valós alkalmazások tesztelése állt, hogy kitoljam a memrisztorok korlátait. E kihívások kezelésére olyan megközelítést alkalmaztam, amely a memrisztorok neuromorfikus számítástechnikában való megbízhatóságának, mérési módszereinek és alkalmazásainak javítását célozza.

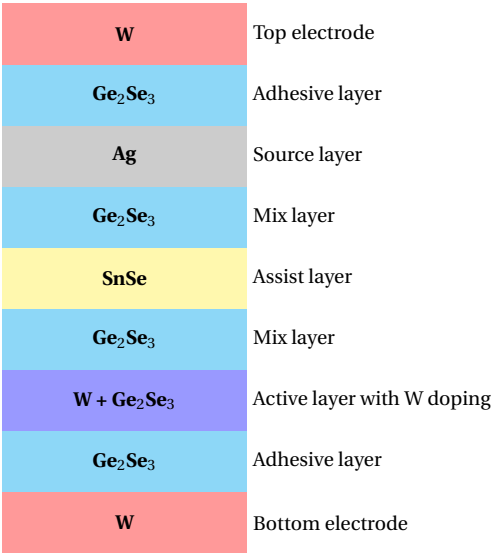
A mérési és modellezési kihívások kezelésére egy egyedi mérési környezetet terveztem és építettem memrisztív eszközök számára. Ez a konfiguráció lehetővé tette számomra, hogy részletes empirikus adatokat gyűjtsek a rezisztív állapotváltozás viselkedéséről, ami pontosabb modellek kidolgozását tette lehetővé. A feszültség-áram összefüggések és a tranziens viselkedés elemzésével olyan modelleket dolgoztam ki, amelyek jobban tükrözik a valós memrisztorok nemlineáris és sztochasztikus jellemzőit. Ezek a modellek alapul szolgálhatnak a jövőbeni szimulációkhoz is, segítve a memrisztorok viselkedésének megértését különböző körülmények között [2, 11].

Az eszközök változékonyságával és megbízhatatlanságával csökkentése érdekében több memrisztor hálózatot valósítottam meg és teszteltem [12]. A memrisztor hálózatok a bináris célú memrisztorokat (BPM) digitális célú memrisztorokká (DPM) alakítják, amelyek több állapotot vehetnek fel [13]. Később egy továbbfejlesztett változatot terveztem, amely tovább növelte a megbízhatóságot. Ez a konfiguráció stabilabb kimenetet eredményezett, bemutatva, hogy a megbízhatatlan eszközök kombinálásával megbízhatóbb eszközt lehet létrehozni.

A gyakorlati alkalmazások kutatása során egy izolált Memristor Cellular Neural Network (MCNN) cella áramkört építettem, amely a memrisztorok analóg természetét használja ki alacsony energiaigényű számításokhoz. Ki-

dolgoztam egy új template-et az MCNN számára, amely az XOR logikai operációt valósítja meg. Ez egy kulcsfontosságú művelet számos számítási feladatban. Ez a koncepció bizonyítja a memrisztor alapú rendszerek neuromorfikus számításokban rejlő lehetőségeit, alapot teremtve a további kutatásokhoz ezen a területen.

Összefoglalva, a memrisztorok jelentős potenciált hordoznak számos területen, a nagy sűrűségű memória tárolástól a neuromorfikus számítástechnikáig. Ahhoz azonban, hogy teljes mértékben kihasználhassuk ezeket, kezelni kell a mérési, eszköz-változékonysági kihívásokat. Ezen kutatás során előrelépést tettem ezeknek a kihívásoknak a leküzdésében, fejlett mérő környezeteket dolgoztam ki, olyan áramköröket terveztem, amelyek csökkentik a változékonyságot, és gyakorlati alkalmazást valósítottam meg, egy izolált Memristor Cellular Neural Network cellát. Ez a munka elősegíti a memrisztor-alapú rendszerek megértését, utat nyitva az energiahatékonyabb és robusztusabb technológiák előtt a memóriatechnológiában és a számításokban egyaránt.

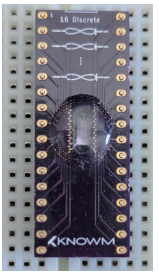


1. ábra. A wolfrám szennyezett Knowm SDC memrisztor szerkezete. Ezt a típust használtam a memrisztor karakterizálási kísérletekben.

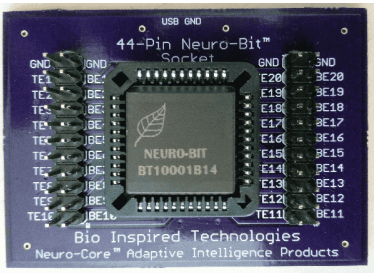
2. Módszerek

Munkám során elsősorban a Knowm Inc. által gyártott „Self Directed Channel” (SDC) memrisztorok viselkedését és megbízhatóságát vizsgáltam. Ezeknek a memrisztoroknak az általános felépítését az 1. ábra szemlélteti. Az eszközök több rétegből állnak, amelyek közül az „aktív” réteg különösen fontos, mivel itt történik a filament képződési folyamat. Ez a réteg felelős a memrisztor ellenállás állapotának változásáért. Az ezüst rétegből ezüstionok mozognak ide, amelyek megbontják a szigetelő Ge_2Se_3 kristály rácsot és vezető szigeteket alkotnak, melyek között elektronok tudnak mozogni.

Két SDC memrisztor altípust használtam a kutatás során: volfrámmal szennyezett és szénnel szennyezett (dópolt) változatokat. Csak a szennyezés anyagában különböznek ezek, amely szennyezés mindig az 1. ábra szerinti aktív rétegben történik. Az egyes eszközök karakterizálásához és modellezéséhez a 2a. ábrán látható volfrámmal szennyezett SDC memrisztorral dolgoztam. Ez a változat kevésbé sztochasztikus, így tisztább képet adott a memrisztív viselkedésről. A memrisztor hálózati kísérleteknél a szénnel szennyezett SDC memrisztort használtam, amelyet a 2b. ábra szemléltet. Ez a verzió nagyobb változékonyságot mutatott az ellenállás állapotaiban, így jobban megfelelt azoknak a módszereknek a tesztelésére, amelyek a változékonyság csökkentésére irányultak.



(a) 16 független SDC W memrisztort tartalmaz.



(b) 20 független SDC C memrisztort tartalmaz.

2. ábra. Képek a mérésekhez használt memrisztor chip-ekről.

A mérési elrendezés eltérő volt a két típusú kísérletnél. Az egyedi eszközök mérése és modellezése során egy **Keysight InfiniiVision MSO-X 3054A** oszcilloszkópot használtam. Ez egy laptophoz volt csatlakoztatva, amelyen **NI LabVIEW** futott, lehetővé téve a kísérlet automatikus irányítását, a be-

meneti feszültségek szabályozását, és a memrisztorból érkező adatok valós idejű gyűjtését. Itt kiemelten fontos volt, hogy pontos méréseket végezzek és minimalizáljam azokat a külső zajokat, amelyek befolyásolják a memrisztor működését.

A memrisztor hálózati kísérletekhez, amelyek a szénnel szennyezett SDC memrisztorokkal végeztem, egy **NI ELVIS II+** mérőműszert használtam. A korábbi esethez hasonlóan a **NI LabVIEW** szoftver vezérelte ezt a berendezést is, biztosítva a konzisztens és reprodukálható bemeneti jeleket, valamint az automatikus adatgyűjtést.

MCNN szimulációkhoz egy TaO$_x$ memrisztor modellt is használtam, hogy az eredmények közvetlenül összehasonlíthatók legyenek a már meglévő MCNN szimulációs eredményekkel. MCNN áramköri mérésekhez szénnel szennyezett SDC memrisztort használtam.

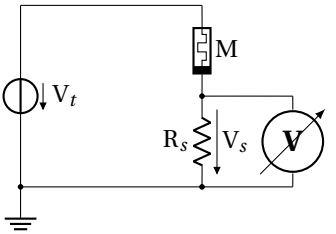
Mind az egyedi eszköz, mind a hálózati mérésekből gyűjtött adatokat **Python3** és **bash** scriptek segítségével dolgoztam fel. Az izolált MCNN cella szimulációt **MatLab** nyelven írtam és ezzel generáltam a vizualizációkat is.

3. Új tudományos eredmények összefoglalása

1. Tézicsoport

1. Kidolgoztam egy specifikus mérési környezetet a „Knowm SDC W" memrisztor karakterisztikáinak pontos feltérképezésére, amely lehetővé tette a memrisztor állapotának és ellenállás-feszültség viselkedésének részletes modellezését.

1.1 Egy olyan egyedi mérési keretrendszert terveztem és valósítottam meg a Knowm SDC W memrisztor működésének modellezésére, amely minimális számú zajkeltő komponenst tartalmaz, ezáltal különösen alkalmas precíz karakterizálásra.



3. ábra. Az egyedi memrisztor állapot mérő kapcsolásának áramköri rajza.

A mérési elrendezés egyetlen „Knowm SDC W” memrisztorból és egy $100k\Omega$-os soros ellenállásból R_s áll, ahogyan a 3. ábrán látható. Ennek a mérési elrendezésnek a legfőbb előnye az egyszerűsége. Minimálisak a parazita kapacitásokat tartalmazó és egyéb zajkeltő elemek. Hátránya viszont, hogy nem teszi lehetővé időben állandó feszültség alkalmazását az eszközön. Ahogy a memrisztor állapota változik, a feszültség-áram összefüggés is módosul, ami megnehezíti az állandó feszültség fenntartását a mérés során. Azonban jelen mérésekben alacsony feszültségeket alkalmaztam az eszközön, ezért a memrisztor állapotváltozása minimális, így ez nem jelent problémát.

1.2 Mérések alapján karakterizáltam a Knowm SDC W memrisztor ellenállásának feszültség függését, annak nemlinearitását és paraméterillesztéssel egzakt modellt alkottam.

A memrisztor állapotának feltérképezéséhez a mérések előtt egy tetszőleges állapotra állítottam be az eszközt, majd egy alacsony amplitúdójú, 1kHz-es háromszögjelet adtam a bemenetre (V_t). Ezzel anélkül lehet az állapotot olvasni, hogy megzavarnám azt. A feszültségadatokat „high resolution” beállítással rögzítettem az oszcilloszkópon, amely időbeli átlagolást alkalmaz a nagyobb pontosság érdekében. Ezt ismételve különböző memrisztor állapotokkal diverz adatokat gyűjthetünk az eszköz feszültség-áram karakterisztikájáról.

A mérési adatok összesítése után egy automatizált eljárást alkalmaztam, hogy kiküszöböljem a feszültség- és áramértékekben fellépő szisztematikus mérési eltéréseket.

A kisjelű memrisztor modell az alábbi módon számítható:

$$i_{mem} = \frac{V_s}{R_s} \tag{1}$$

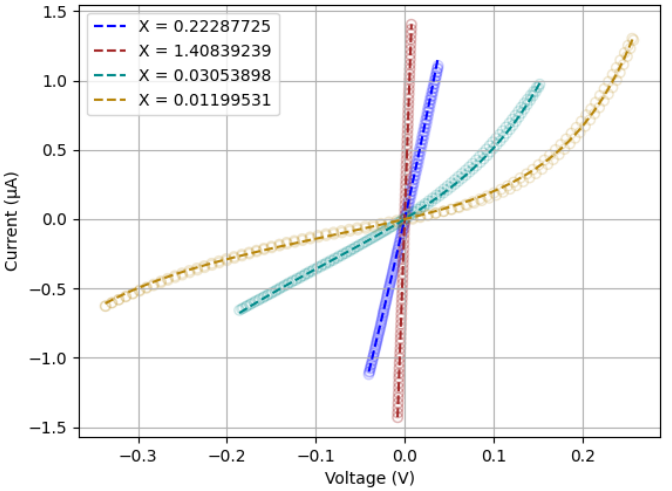
$$v_{mem} = V_t - V_s \tag{2}$$

$$r_{mem} = \frac{v_{mem}}{i_{mem}} = R_s \cdot \frac{V_t - V_s}{V_s} = R_s \cdot (\frac{V_t}{V_s} - 1) \tag{3}$$

, ahol v_{mem}, i_{mem} és r_{mem} a memrisztor feszültségét, áramát és ellenállását jelölik.

Az első kísérletek, amelyeket Ge_2Se_3 alapú eszközökön végeztem, megerősítették, hogy a memrisztor feszültség-áram karakterisztikája exponenciális természetű, továbbá aszimmetrikus a pozitív és negatív előfeszítés esetében.

A memrisztív ellenállást egy lineáris ellenállással és ezzel párhuzamosan párhuzamosan kapcsolódik két ellentétes irányú diódával modelleztem. Ez utóbbi hivatott modellezni az eszköz exponenciális természetét és két független dióda lehetőséget ad pontosabban leírni az aszimmetrikus karakterisztikát. Az ohmos komponens az eszközben létrejövő electron-tunneling effektus elsőfokú (lineáris) közelítésének is tekinthető, amit hagyományosan a sinh függvénnyel írnak le.



4. ábra. A halvány színes sávok jelölik a különböző kezdeti állapotokból induló méréseket és a vékony, szaggatott vonal a modellezés eredményét.

Az 4. egyenlet két párhuzamos, ellentétes irányú Schockley-diódát ír le:

$$\mathrm{I}_d = \alpha_1 \cdot (e^{\beta_1 \cdot v(t)} - 1) + \alpha_2 \cdot (1 - e^{-\beta_2 \cdot v(t)}) \tag{4}$$

, ahol α_1, α_2, β_1 és β_2 paraméterek. Az α_1 és β_1-et tartalmazó tag a memrisztor ellenállás csökkenésének, az α_2 és β_2-t tartalmazó tag a memrisztor ellenállás növekedésének karakterisztikáját határozza meg.

Az 5. egyenlet a modell végső formája:

$$i(x, v(t)) = x \cdot (\mathrm{G}_p \cdot v(t) + \mathrm{I}_d) \tag{5}$$

, ahol G_p az egyedi eszközre jellemző konstans, $x \in (0, 10]$ pedig a memrisztor állapotától függő paraméter.

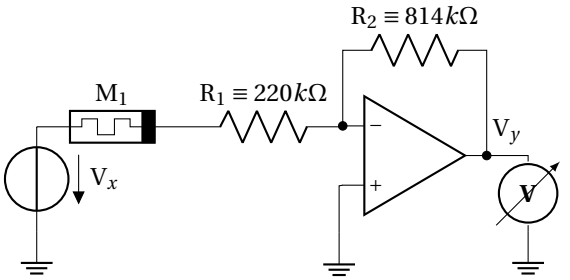
A modellparaméterek (α_1, α_2, β_1, β_2 és G_p) megválasztásánál a méréstől való eltérés minimalizálására törekszünk. Egy iteratív gridsearch módszerrel több modell paraméter együttest próbáltam ki, míg az x állapotváltozót minden esetben Levenberg–Marquardt csillapított legkisebb négyzetek módszerével kerestem meg az egyes mérésekhez. Az optimalizált modell paramétereinek értékei a 1. táblázatban láthatók. Ezen paraméterekkel definiált modellnek a mérésekhez vett átlagos abszolút hibája 18 nA-nél kisebb.

A végeredmény a 4. ábrán látható, amely szemlélteti a modell pontosságát néhány példa állapoton keresztül.

1. táblázat. A modell paraméter illesztésének eredménye.

Model paraméterek				
α_1	α_2	β_1	β_2	G_p
0.8	1.6	12	4.5	7

A téziscsoporthoz kapcsolódó publikációk: [J2,C1,C2,C7,C8,C9].



5. ábra. Az általam tervezett mérő áramkör. Áll egy műveleti erősítőből, ami egy áram vezérelt feszültség forrást valósít meg és egy áram korlátozó ellenállásból (R_1). A kísérletek során egy TL082-es típusú műveleti erősítőt használtam. A V_x bemeneti feszültség -2.5V és 2.5V között változott. A memrisztor szimbólum reprezentálhat egyetlen eszközt vagy egy eszközt emuláló hálózatot.

2. Téziscsoport

2. Több különböző topológiájú sok memrisztorból álló hálózatot terveztem és valósítottam meg, amelyeket összehasonlítottam egyedi memrisztor

eszközzel, annak érdekében, hogy megmutassam, a hálózatok cycle-to-cycle varianciája kisebb, mint az egyedi eszközé.

2.1 Terveztem és megvalósítottam egy memrisztor hálózat mérésére alkalmas mérési keretrendszert annak érdekében, hogy igazoljam, több memrisztor hálózatba kötésével lehetséges egyetlen memrisztort emulálni és az emulált memrisztorra jellemző paraméterek robusztusabbak.

Az előző, 1.1-es tézispontban a kontroll kevésbé kapott hangsúlyt, mivel a cél inkább a felfedezés volt, hogy minél több információt gyűjtsek, és alaposan feltérképezzem a rendszert.

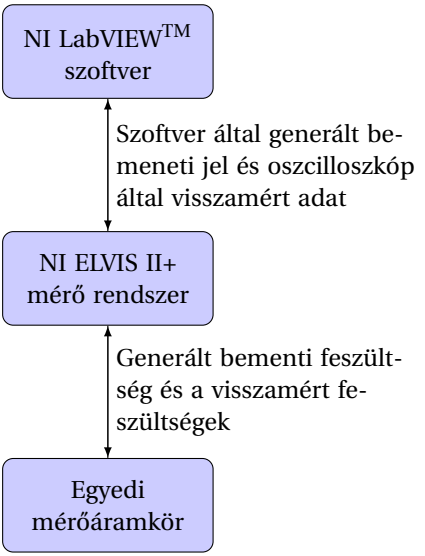
Ebben a tézispontban azonban a precizitás került előtérbe, hogy javítsam az eszköz megbízhatóságát. A mérő áramkört a 5. ábra mutatja be. A műveleti erősítő használata növelte a mérési pontosságot azáltal, hogy felerősítette a jelet az eszközhöz közel, ezzel csökkentve a környezeti hatásokból származó zajt. Ez a módszer azonban offset hibákat vezetett be a komponensben jelenlévő parazita kapacitások miatt. Ezek a kapacitások befolyásolták a méréseket, ezért gondos kalibrációra volt szükség és a kapott eredmények utófeldolgozást igényeltek.

A cycle-to-cycle variancia a memrisztor programozására alkalmazott ismételt feszültség- vagy áramimpulzusok hatására létrejövő, vezetőképességi állapot közötti változékonyságot (szórást) írja le. Ez a variancia a beírt („SET”) és törölt („RESET”) állapotok ciklusonkénti eltérését méri, és jellemzi az eszköz vagy a hálózat stabilitását és kiszámíthatóságát.

Ebben a kísérleti összeállításban (6.ábra) egy **NI ELVIS II+** jelgenerátort és mérőeszközt használtam, amelyet az **NI LabVIEW** szoftver vezérelt. Ez a platform lehetővé tette a kísérleti körülmények pontos szabályozását és az adatok automatikus gyűjtését, ami segítette a mérések következetességét és ismételhetőségét.

2.2 Méréseket végeztem 16 darab „Knowm SDC C” memrisztorból alkotott „sakktábla” és „H-fraktál” topológiájú memrisztor hálózatokon és összehasonlítottam az egyedi eszközön történt mérésekkel. Megállapítottam, hogy a hálózattal emulált eszköz cycle-to-cycle varianciája kisebb, mint az egyedi eszközé.

Méréseket végeztem két („sakktábla” és „H-fraktál”) memrisztor hálózati topológián, összehasonlítva korábban bemutatott [12] szimulációs eredményekkel. Az „H-fraktál” (lásd 7e. és 7f. ábra) és a „sakktábla” (lásd 7c. és 7d. ábra) topológiák hasonló eredményeket produkáltak, amelyek megerősítik, hogy mindkét konfiguráció kísérleti tesztelése helytálló volt. Az előzetes szimulációk során, magas hibavalószínűség mellett, a „sakktábla” topológia



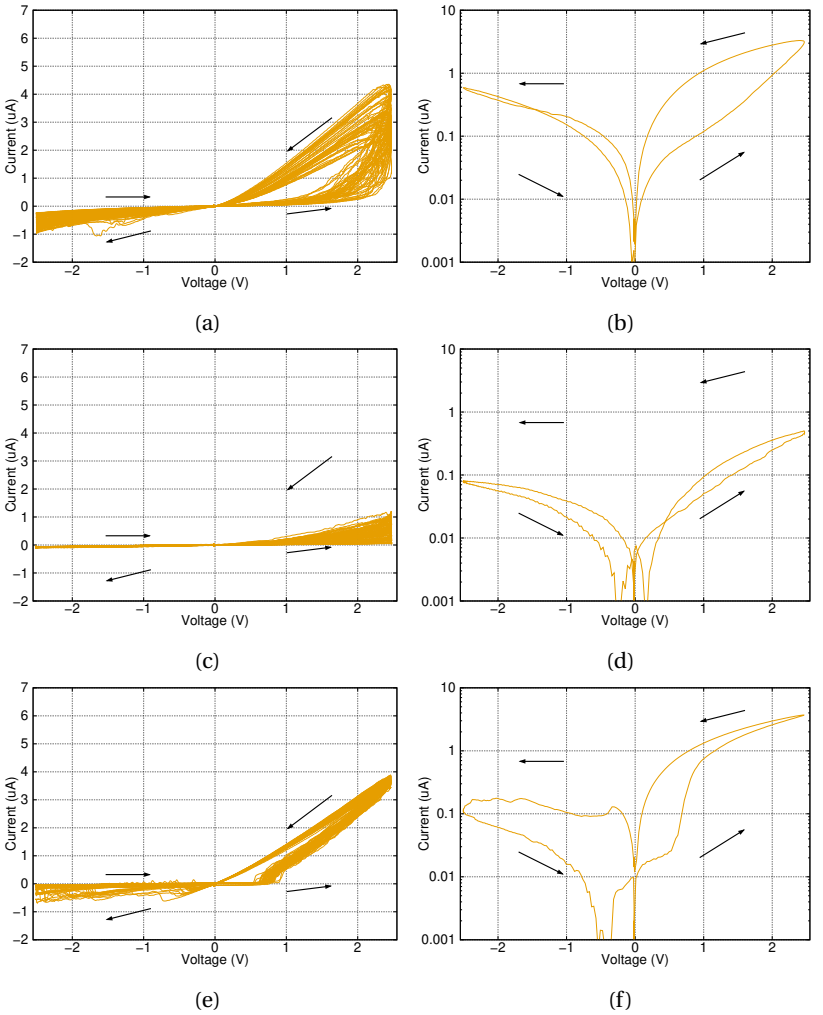
6. ábra. Az összeállított mérési keretrendszerben lévő komponenseket, azok kapcsolatát bemutató blokkdiagram.

enyhén jobb teljesítményt mutatott. Az összes mérés mintavételi frekvenciája $500kS/s$ volt, és minden mérés előtt az eszközök állapotát egyensúlyi állapot közelébe állítottam vissza. Az eredmények a 7. ábrán, a numerikus eredmények pedig a 2. táblázatban találhatók.

2.3 A mérések tapasztalatai alapján egy új hálózat topológiát terveztem, valósítottam meg és mértem ki, amely tovább csökkentette a hálózattal emulált eszköz cycle-to-cycle varianciáját. A topológiához egy 3 dimenziós hálózati elrendezést is bemutattam.

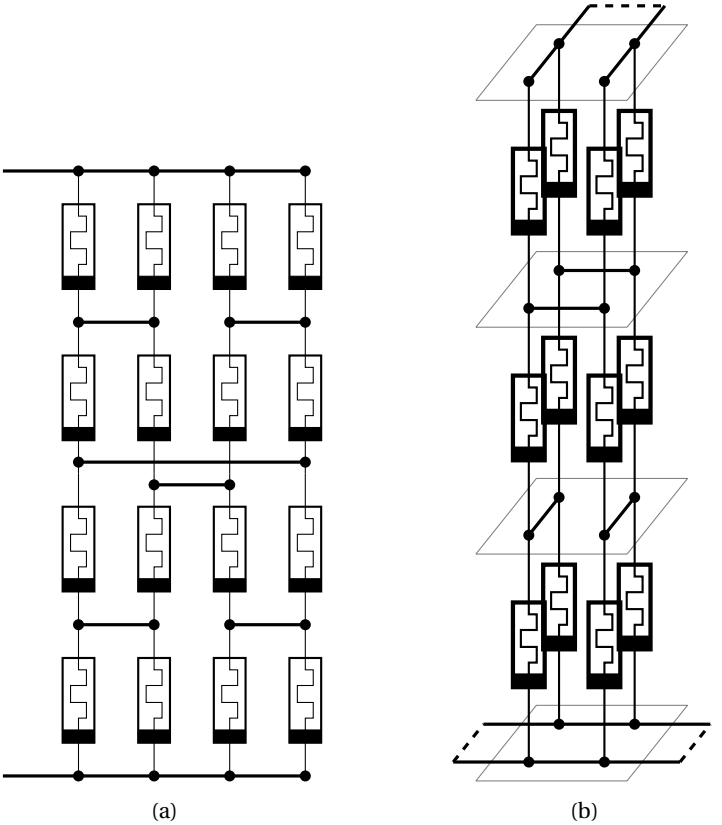
Egy harmadik általános áramköri megoldást is terveztem (lásd 8a. ábra), amely egy $2 \times 2 \times 4$ háromdimenziós rácsszerkezetként valósítható meg többrétegű integrált áramkörön. Ez az új áramkör jobb kompromisszumot nyújt a szakadás és rövidzárlatos hibák között, azonban hatékonyan csak háromdimenziós struktúrában építhető meg. Hátránya, hogy ha a rács magassága páros, a felső és alsó elektródák párhuzamosak lesznek, így nem alkothatnak keresztkapcsolású hálózatot.

Egy lehetséges megoldás, hogy a 2×2-es oszlop magasságát skálázzuk, így lehet $2 \times 2 \times 3$ vagy $2 \times 2 \times 5$ méretű is. Azonban ezek az új hálózatok eltérő



7. ábra. Rövid idejű impulzusok egyetlen memrisztoron, a sakkmintás és a H-fraktál memrisztor hálózaton. (**a**), (**c**) és (**e**) a teljes mérés feszültség-áram diagramját mutatják. (**b**), (**d**) és (**f**) az összes periódus átlagának abszolútértéke logaritmikus skálán.

memrisztor paramétereket eredményeznek, mint az alkotóelemek. A páratlan magasság előnye, hogy keresztkapcsolású hálózatként is megvalósítható,



8. ábra. Általam tervezett memrisztor hálózatok. Mérésekkel igazoltam, hogy ezek az új típusú hálózatok robusztusabbak, mint a korábban bemutatott hálózatok. Az (a) kialakításában hasonló a korábbiakhoz és 16 memrisztorból épül fel, míg a (b) elrendezés csupán 12 elemet tartalmaz, de ennek köszönhetően hatékonyan elrendezhető háromdimenzióban.

ahogyan az a 8b. ábrán látható.

Egy másik fontos szempont a felhasznált chip-terület, amikor ezeket a hálózatokat hatékonyan szeretnénk implementálni két dimenziós keresztkapcsolású rácsként a chip-eken. A korábbi hálózatok megvalósítása tizenhatszor több chipterület felhasználásával volt lehetséges egyetlen eszköz emulációjához. Az új hálózat több vertikális réteget használ fel, de csak négyszer több területet igényel, hasonló megbízhatósági nyereség mellett egyet-

len memrisztorhoz képest. A numerikus eredmények a 2. táblázatban láthatóak.

2. táblázat. A táblázat az emulált memrisztor hálózatok főbb tulajdonságait mutatja. A legjobb értékek kivastagítva szerepelnek, nevezetesen a legnagyobb magas ellenállású állapot (HRS), a legkisebb alacsony ellenállású állapot (LRS), a legnagyobb HRS/LRS arány, illetve a legalacsonyabb szórás.

Measured object	HRS	LRS	HRS/LRS ratio	Dispersion Index
Single memristor	5.7889 MΩ	0.7185 MΩ	8.0569	0.04553
H-fractal network	19.472 MΩ	0.6717 MΩ	28.990	0.02718
Checkerboard network	20.322 MΩ	5.4633 MΩ	3.7197	0.04921
3D 2x2x4 network	**20.651 MΩ**	0.7072 MΩ	**29.201**	**0.01800**
3D 2x2x3 network	9.3426 MΩ	**0.4194 MΩ**	22.276	0.02491

A téziscsoporthoz kapcsolódó publikációk: [J1,C3].

3. Téziscsoport

3. Új Memristor Cellular Neural Network (MCNN) template-et terveztem és implementáltam, amely lehetővé teszi a XOR logikai művelet megvalósítását egyetlen cellában.

3.1 Továbbfejlesztettem a kétváltozós Dynamic Route Mapping (DRM2) vizualizációs eszközt, amely szaturált színeket és háromdimenziós felületeket használva segíti új MCNN template-ek tervezését.

A Memristor Cellular Neural Networkök (MCNN-ek) ígéretes megközelítést jelentenek a neuromorf számítástechnikában, azonban kevés új template-tel rendelkezik és kevés olyan tanulmány van, amely jelentős előrelépést mutat a klasszikus Cellular Neural Networkökhöz (CNN-ekhez) képest. Ennek egyik fő oka az alapvető mechanizmusainak a komplexitása, amit többek között a memrisztorok nemlineáris viselkedése okoz. Ennek eredményeként még több kutatásra van szükség, hogy egyértelműen kimutatható előnyei legyenek az MCNN-eknek a hagyományos CNN architektúrákkal szemben.

Jobb állapot-vizualizációs módszerek segíthetnek abban, hogy az MCNN-ek belső működése érthetőbbé váljon. Ez elvezethet hatékonyabb MCNN template-ek tervezéséhez, és biztosabb alapot nyújthat klasszikus CNN-ekkel szembeni teljesítmény fölényük megmutatásához.

Ebben a szekcióban bemutatott szimulációk egy TaO_x memrisztor modellt használtak. Két új típusú vizualizációt mutatok be a meglévő DRM_2 vizualizációs eszköz [14] alapján. Ezeken a vizualizációkon az x és v_x jelöli a

memrisztor állapotát és az MCNN cella kondenzátorának feszültségét, míg $\dot{x}$ és $\dot{v}_x$ jelöli ezek deriváltját. A színes felületek a cella számára elérhető állapotokat mutatják, az egyes színek pedig az állapotderiváltaknak megfelelően változnak az alábbiak alapján:

Zöld régió (I):	$\dot{x} < 0 \cap \dot{v}_x < 0$
Türkiz régió (II):	$\dot{x} < 0 \cap \dot{v}_x > 0$
Szürke régió (III):	$\dot{x} > 0 \cap \dot{v}_x < 0$
Sárga régió (IV):	$\dot{x} > 0 \cap \dot{v}_x > 0$
Piros kereszt:	$\dot{x} = 0 \cap \dot{v}_x \neq 0$
Lila rombusz:	$\dot{x} \neq 0 \cap \dot{v}_x = 0$
Kitöltetlen fekete kör:	$\dot{x} = 0 \cap \dot{v}_x = 0$, és instabil egyensúlyi állapot
Kitöltött fekete kör:	$\dot{x} = 0 \cap \dot{v}_x = 0$, és stabil egyensúlyi állapot
Kék vonal:	Másodrendű State Dynamic Routes (SDR_2)

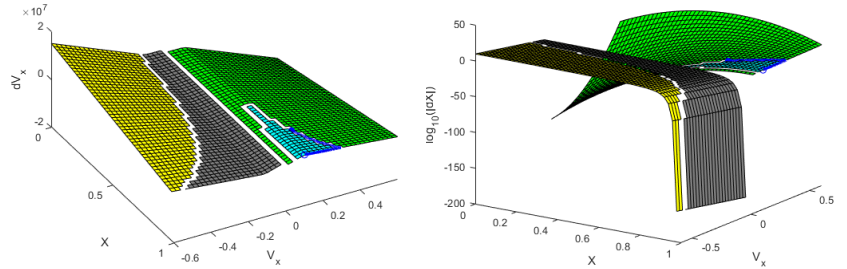
Az első (9. ábra) egy olyan változatot mutat be, amely a két állapot deriváltját mutatja a Z-tengelyen. Ez a 3D ábrázolás némi betekintést nyújtott abba, hogyan fejlődik egy MCNN cella az időben, és ez szolgált alapul a második, szín mélységekkel operáló vizualizációhoz.

A következőkben bemutatok egy szaturált szín térképet (10. ábra), amely a memrisztor állapotváltozását ábrázolja. A szín mélység logaritmikusan követi a memrisztor állapotának deriváltját 10^7 és 10^{-20} között. A magas szaturáció (teljes szín) azt jelzi, hogy a memrisztor dinamikája jelentősen gyorsabb, mint a kondenzátoré, míg az alacsony szaturáció (halványabb szín) azt jelenti, hogy a memrisztor dinamikája jelentősen lassabb, mint a kondenzátoré. A fehér színű terület stabilnak tekinthető a memrisztor dinamika számára egy korlátos időtartományon belül. Kiemelendő, hogy az ilyen értékek körülbelül 26 nagyságrenddel kisebbek, mint a cella feszültség állapot deriváltjai, és - a TaO_x modell alapján - több évre lenne szükség ahhoz, hogy észrevehető változást eredményezzenek a grafikonon.

3.2 A vizualizációs eszköz segítségével terveztem egy új MCNN template-et, a XOR template-et, ami a logikai XOR műveletet valósítja meg egyetlen MCNN cellában.

A két állapotderivált alapvetően eltér egymástól. Míg a kondenzátor feszültsége lineárisan változik, addig a memrisztor állapota exponenciálisan. Ezért a DRM_2 bizonyos területein gyakorlatilag csak a feszültség változik, míg más területeken gyakorlatilag csak a memrisztor állapota változik, és csak egy keskeny, köztes sáv van a két régió között, ahol mindkét állapot jelentősen változik.

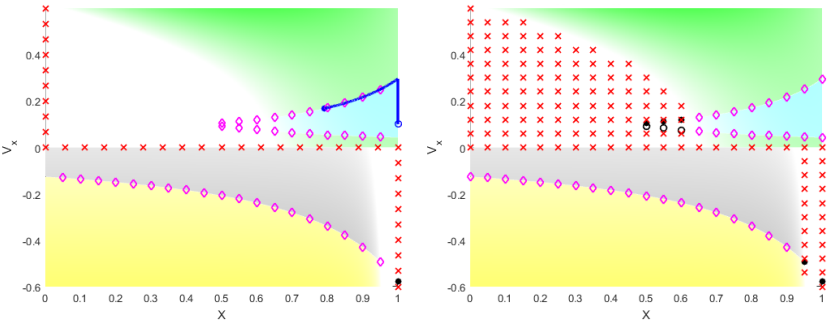
Ezeket a megfigyeléseket kiaknázandó ésszerűnek tűnik, hogy template tervezéskor a különböző régiókban egymástól függetlenül tervezzünk, mivel



(a) DRM2 a kapacitás feszültség állapot deriváltjával a Z-tengelyen. A skála lineáris, a derivált nagyságrendje megközelítőleg 6.

(b) DRM2 a memrisztor állapot deriváltjával a Z-tengelyen. A skála logaritmikus, és a derivált nagyságrendje -100 és 10 között változik.

9. ábra. Az általam tervezett 3D-s vizualizáció.



(a) A fehér szín nagyon kis deriváltakat jelöl. A kék vonal egy példa az MCNN cella állapotának változására.

(b) Olyan szaturált színes DRM2, ahol jelölve vannak a stabilitási típusok a fehér régiókban.

10. ábra. Általam tervezett, szaturált színeket használó DRM2.

adott MCNN paraméterek mellett a memrisztor állapot kapcsolóként működhet két alapvetően különböző hagyományos CNN makro állapot között. Amikor a memrisztor alacsony ellenállású állapotban van, az MCNN cella úgy viselkedik, mint egy monostabil CNN cella, míg amikor a memrisztor magas ellenállású állapotban (HRS) van, az MCNN cella bistabil (11. ábra).

Célszerűnek tűnt az egyik XOR bemenetként a memrisztor állapotot használni, csupán a másik bemenetként használandó értékeket kellett megkeresni. A szükséges paraméterek a 3 táblázatban láthatók. u-val az MCNN

cella bemenetét, míg $v_{x_{init}}$-tel az MCNN cella kondenzátorának kezdeti feszültségét jelölöm. x_{init} 0 és 1 között változik és a memrisztor kezdeti állapotát reprezentálja.

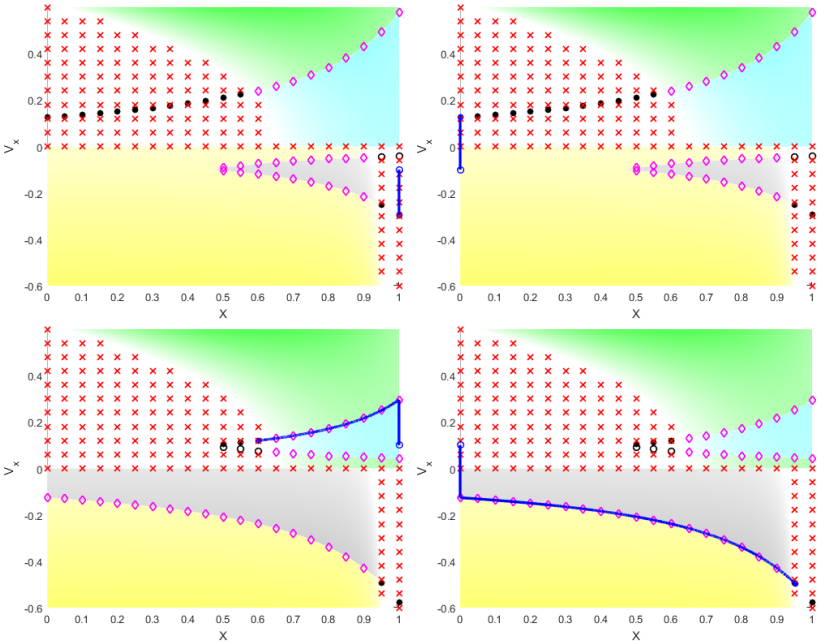
A	B	XOR
$u = 0.1 \cup v_{x_{init}} = -0.1$	$x_{init} = 0$	0
$u = 0.1 \cup v_{x_{init}} = -0.1$	$x_{init} = 1$	1
$u = -0.1 \cup v_{x_{init}} = 0.1$	$x_{init} = 0$	1
$u = -0.1 \cup v_{x_{init}} = 0.1$	$x_{init} = 1$	0

3. táblázat. XOR művelet implementációja.

3.3 Terveztem és megvalósítottam egy izolált Memristor Cellular Neural Network (MCNN) cella áramkört, majd verifikáltam a megvalósítást az MCNN specifikus STORE *és* RECALL *template-ek megvalósításával, mérésével és a szimulációs eredményekkel való összevetésével.*

A tervezett áramkör a 12. ábrán látható. A kapcsoláshoz a CNN cella áramkör megvalósításából merítettem az inspirációt [15]. Az O_{1A} műveleti erősítő és az $R_1 - R_3$ ellenállások az analóg feszültségek súlyozott összegét számítják ki. Az O_{1B} műveleti erősítő, az $R_4 - R_7$ ellenállások és a P_1 potenciométer egy „advanced Howland" feszültségvezérelt áramforrást (VCCS) valósítanak meg. Az O_{2A} műveleti erősítő, az R_9 ellenállás és a P_2 potenciométer egy szakaszonként lineáris sztenderd nemlinearitás függvényt közelít. A C_b pufferkondenzátor kiszűri a magas frekvenciájú zajkomponenseket a kimeneti jelből (v_{out}), biztosítva ezzel a stabil működést a visszacsatoló ágba. A C_b csak a kimeneti fokozaton működik, így nem növeli a rendszer szabadsági fokainak számát. Az R_8 sorosan van kapcsolva a memrisztorral, hogy korlátozza a memrisztoron áthaladó áramot, és egy közvetett mérési pontot biztosítson a v_{meas} csomóponton. A szürke keret egy relét jelöl, amit a V_C feszültség irányít. Ez egy tekercsen halad át, és beállítja az MCNN állapotok kezdeti értékeit, azaz a C kondenzátoron eső v_x feszültséget és az x memrisztor állapotot. Az MCNN működése közben a relének nincs hatása.

A STORE és RECALL template-ek működése szorosan összefügg az MCNN cella memrisztor elemével. Ahogy nevük is jelzi, a STORE template célja, hogy a cella bemenetre adott bináris értéket eltárolja a memrisztor egységben alacsony vagy magas ellenállás állapot formájában. A RECALL template célja, hogy a memrisztorban eltárolt bináris értéket kiolvassa és a cella kimenetén megjelenítse pozitív vagy negatív feszültség szint formájában.



11. ábra. Az XOR logikai művelet négy esete. A üres kék kör és a kitöltött kék kör jelöli az MCNN dinamika kezdő és végállapotát. Ezek határozzák meg a folytonos kék vonallal ábrázolt trajektória irányát.

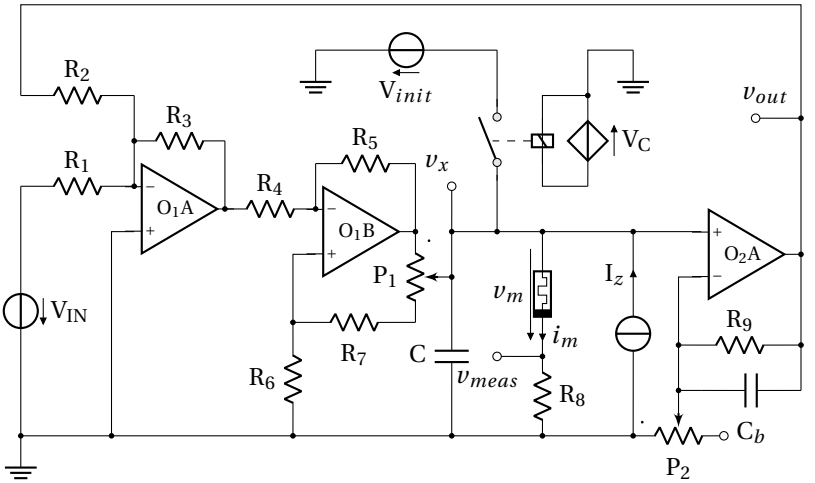
A 13. ábra példákat mutat a szimulációs és mérési eredményekre.

3.4 A tervezett template-et megvalósítottam az izolált MCNN cella áramkörön és mérésekkel verifikáltam a XOR template szimulációs eredményeket.

Az alábbi mérésekhez a XOR művelet a következőképpen lett definiálva. Az $Input_A$ a memrisztor ellenállása, amely lehet LRS vagy HRS, míg az $Input_B$ egyszerre az MCNN cella bemenete és az MCNN cella kondenzátorának feszültsége. Az $Output$ az MCNN cella kimenetének az előjele.

A 14. ábra összefoglalja a mérések eredményeit. Az állapot inicializálása és az XOR négy esetének bemutatása $t = 0s$, $t = 1s$, $t = 2s$ és $t = 3s$ időpontokban kezdődik.

A téziscsoporthoz kapcsolódó publikációk: [C4,C5,C6].



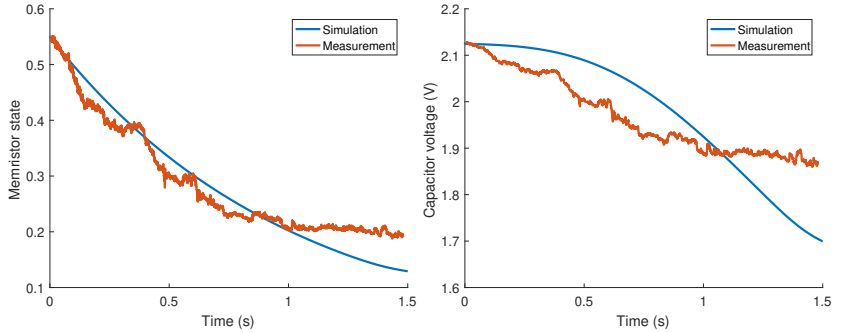
12. ábra. Általam tervezett és implementált izolált MCNN cella áramkör.

4. Alkalmazási területek

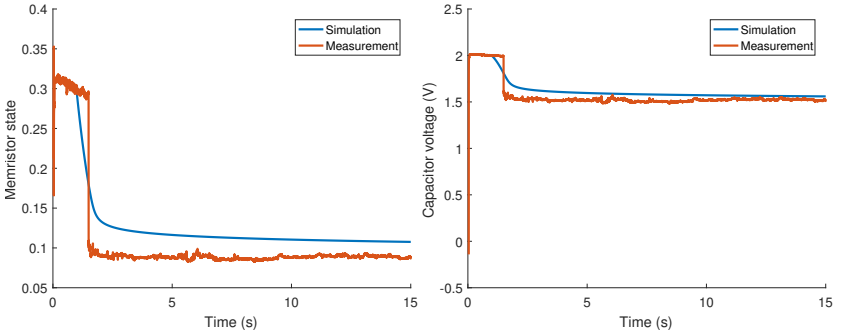
Az 1. tézispontban kimért memrisztor karakterisztikák alapvető fontosságúak a memrisztor működésének megértéséhez és pontos modellezéséhez. Az ellenállás és a feszültség közötti kapcsolat feltérképezése révén karakterizáltam a memrisztor viselkedésének nemlineáris jellegzetességeit, amelyek kulcsszerepet játszanak a memóriaállapotok írásának, olvasásának és törlésének irányításában. Ezek az információk lehetőséget biztosítanak olyan modellek kidolgozására, amelyek pontosan leírják, hogyan változik a memrisztor állapota a rá adott elektromos jelek hatására, elősegítve ezáltal a megbízhatóbb és hatékonyabb eszközök fejlesztését.

A 2. tézispontban megvalósított memrisztor hálózatok jelentős szerepet játszanak a stabilabb eszközök létrehozásában, mivel több memrisztor együttes alkalmazásával lehetővé teszik egyetlen, megbízhatóbb emulált memrisztor előállítását. A mérések azt mutatják, hogy a hálózatok ciklusról ciklusra mutatott eltérései kisebbek, mint az egyes memrisztoroké, ami alacsonyabb varianciát eredményez. Ennek köszönhetően a hálózatba szervezett memrisztorok hozzájárulhatnak a stabilabb és kiszámíthatóbb eszközök fejlesztéséhez, ami különösen fontos az ipari gyártás és alkalmazások szempontjából.

A 3. tézispontban bemutatott szaturált színeket és 3D-s felületeket alkal-



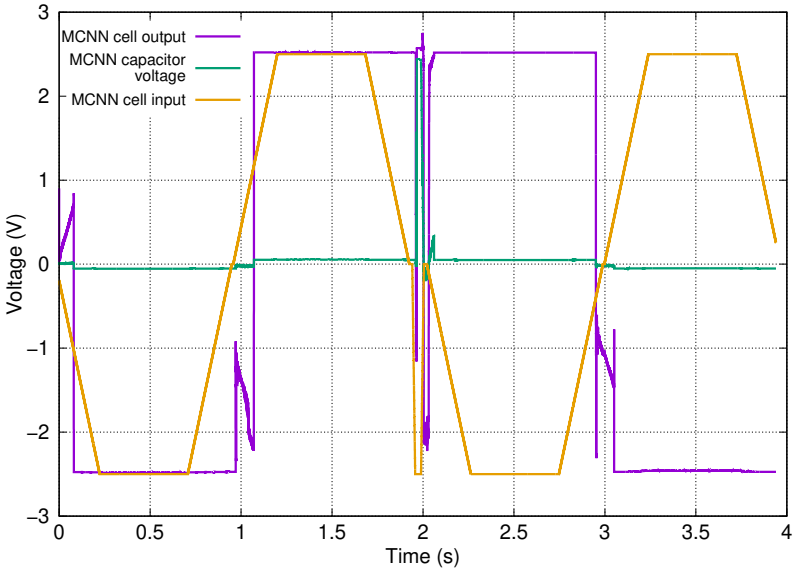
(a) Memrisztor állapot és kondenzátor feszültség változása STORE template esetén.



(b) Memrisztor állapot és kondenzátor feszültség változása RECALL template esetén.

13. ábra. STORE és RECALL template mérési eredmények összehasonlítása a szimulációs eredményekkel.

mazó vizualizációs eszköz lehetővé teszik az MCNN template-ek fejlesztését és finomhangolását, mint például a XOR template, amely képes komplex logikai műveletek végrehajtására egyetlen cellában. Az izolált MCNN cella áramkör megvalósítása és a template-ek sikeres tesztelése és mérése bizonyítja, hogy az MCNN platform stabil és hatékonyan alkalmazható. Ez alapján az MCNN alkalmassá válhat új képfeldolgozó algoritmusok megvalósítására.



14. ábra. Az első és második esetben a kimenet követi az MCNN cella bemenetének előjelét, míg egy memrisztor állapot-törlési jel után a kimenet az MCNN cella bemenet előjelének inverzét követi. Működés közben az MCNN cella kondenzátor feszültségét alacsonyan tartottam, hogy elkerüljem a nem kívánt memrisztor állapotváltozást.

A szerző folyóirat publikációi

[J1] **Hajtó Dániel**, Rák Ádám, Cserey György „Robust Memristor Networks for Neuromorphic Computation Applications," *Materials*, vol. 12, no. 21, pp. 3573, 2019.

[J2] **Hajtó Dániel**, El-Geresy Waleed, Deniz Gunduz, Cserey György „State Characterisation of Self-Directed Channel Memristive Devices," *Engineering Research Express*, accepted manuscript, 2025.

A szerző konferencia publikációi

[C1] **Hajtó Dániel**, Cserey György „SPICE model for CMOS based memristor implementation," *2018 21st IEEE International Symposium on Design and*

Diagnostics of Electronic Circuits and Systems (IEEE DDECS), 2018.

[C2] **Hajtó Dániel**, Cserey György „Multistate-switching based memristor modeling in a Python based SPICE-like circuit simulator," *PhD Proceedings Annual Issues of the ROSKA Tamás Doctoral School of Sciences and Technology, Faculty of Information Technology and Bionics, Pázmány Péter Catholic University*, vol. 1, no. 1, pp. 34, 2019.

[C3] **Hajtó Dániel**, Cserey György „Emulation of a single fault-tolerant memristor with memristor networks," *PhD Proceedings Annual Issues of the ROSKA Tamás Doctoral School of Sciences and Technology, Faculty of Information Technology and Bionics, Pázmány Péter Catholic University*, vol. 1, no. 1, pp. 45, 2020.

[C4] **Hajtó Dániel**, Cserey György „Developing a measurement environment for the Memristor Cellular Neural Network architecture," *PhD Proceedings Annual Issues of the ROSKA Tamás Doctoral School of Sciences and Technology, Pázmány Péter Catholic University*, vol. 1, no. 1, pp. 47, 2021.

[C5] **Hajtó Dániel**, Cserey György „Implementation of Memristor Cellular Nonlinear Network with non-linear template," *PhD Proceedings Annual Issues of the ROSKA Tamás Doctoral School of Sciences and Technology, Faculty of Information Technology and Bionics, Pázmány Péter Catholic University*, vol. 1, no. 1, pp. 50, 2022.

[C6] Paolo Dini, **Hajtó Dániel**, El-Geresy Waleed, Tolga M. Duman, Deniz Gunduz, Cserey György „SONATA - sustainable computing and communication at the edge 2023," *CHIST-ERA 2023 Project Seminar, Bratislava*, 2023.

[C7] Paolo Dini, **Hajtó Dániel**, El-Geresy Waleed, Tolga M. Duman, Deniz Gunduz, Cserey György „SONATA - sustainable computing and communication at the edge 2024," *CHIST-ERA 2024 Project Seminar, Helsinki*, 2024.

[C8] **Hajtó Dániel**, Paolo Dini, El-Geresy Waleed, Tolga M. Duman, Deniz Gunduz, Cserey György „SONATA - sustainable computing and communication at the edge 2025," *CHIST-ERA 2025 Project Seminar, Istanbul*, 2025.

[C9] El-Geresy Waleed, **Hajtó Dániel**, Cserey György, Deniz Gunduz „Energy-Information Trade-Off in Self-Directed Channel Memristors," *IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (IEEE MLSP)*, 2025.

A szerző egyéb publikációi

[O1] Badics Tamás, **Hajtó Dániel**, Tornai Kálmán, Kiss Levente, Reguly István Zoltán, Pesti István, Sváb Péter, Cserey György „Integral representation method based efficient rule optimizing framework for anti-money laundering," *Journal of Money Laundering Control*, vol. 26, no. 2, pp. 290–308, 2023.

Hivatkozások

[1] L. Chua, „Memristor-The missing circuit element," *IEEE Transactions on Circuit Theory*, vol. 18, no. 5, pp. 507–519, 1971.

[2] D. B. Strukov, G. S. Snider, D. R. Stewart, and R. S. Williams, „The missing memristor found," *Nature*, vol. 453, pp. 80–83, May 2008.

[3] S. Vaidyanathan and C. Volos, *Advances in memristors, memristive devices and systems*, vol. 701. Springer, 2017.

[4] Z. Wang, S. Joshi, S. E. Savel'ev, H. Jiang, R. Midya, P. Lin, M. Hu, N. Ge, J. P. Strachan, Z. Li, *et al.*, „Memristors with diffusive dynamics as synaptic emulators for neuromorphic computing," *Nature materials*, vol. 16, no. 1, p. 101, 2017.

[5] G. Indiveri, B. Linares-Barranco, R. Legenstein, G. Deligeorgis, and T. Prodromakis, „Integration of nanoscale memristor synapses in neuromorphic computing architectures," *Nanotechnology*, vol. 24, no. 38, p. 384010, 2013.

[6] L. Chua and Sung Mo Kang, „Memristive devices and systems," *Proceedings of the IEEE*, vol. 64, no. 2, pp. 209–223, 1976.

[7] W. El-Geresy, C. Papavassiliou, and D. Gündüz, „Event-Based Simulation of Stochastic Memristive Devices for Neuromorphic Computing," *arXiv:2407.04718 [physics]*, June 2024.

[8] D. Ielmini, F. Nardi, C. Cagli, and A. L. Lacaita, „Size-Dependent Retention Time in NiO-Based Resistive-Switching Memories," *IEEE Electron Device Letters*, vol. 31, pp. 353–355, Apr. 2010.

[9] W. El-Geresy, C. Papavassiliou, and D. Gündüz, „Delay Conditioned Generative Modelling of Resistive Drift in Memristors," *arXiv:2408.01539 [cs, eess]*, Aug. 2024.

[10] L. Chua, „Resistance switching memories are memristors," *Applied Physics A*, vol. 102, pp. 765–783, Mar. 2011.

[11] J. J. Yang, M. D. Pickett, X. Li, D. A. A. Ohlberg, D. R. Stewart, and R. S. Williams, „Memristive switching mechanism for metal/oxide/metal nanodevices," *Nature Nanotechnology*, vol. 3, pp. 429–433, July 2008.

[12] Á. Rák and G. Cserey, „Emulation of analog memristors using low yield digital switching memristors," in *2013 European Conference on Circuit Theory and Design (ECCTD)*, pp. 1–4, IEEE, 2013.

[13] S. Stathopoulos, A. Khiat, M. Trapatseli, S. Cortese, A. Serb, I. Valov, and T. Prodromakis, „Multibit memory operation of metal-oxide bi-layer memristors," *Scientific reports*, vol. 7, no. 1, p. 17532, 2017.

[14] R. Tetzlaff, A. Ascoli, I. Messaris, and L. O. Chua, „Theoretical foundations of memristor cellular nonlinear networks: Memcomputing with bistable-like memristors," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 67, no. 2, pp. 502–515, 2019.

[15] L. O. Chua and L. Yang, „Cellular neural networks: Theory," *IEEE Transactions on circuits and systems*, vol. 35, no. 10, pp. 1257–1272, 1988.