

## OTDK DOLGOZAT

# Idősorelemzés nem-illékony memrisztorok dinamikus működtetésével

**Volk János**

BSc II. évfolyam

**TÉMAVEZETŐ: MOLNÁR DÁNIEL**

DOKTORANDUSZ

BME FIZIKA INTÉZET

FIZIKA TANSZÉK

**DR. HALBRITTER ANDRÁS**

EGYETEMI TANÁR

BME FIZIKA INTÉZET

FIZIKA TANSZÉK

**Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem**

**2024/25**



# Tartalomjegyzék

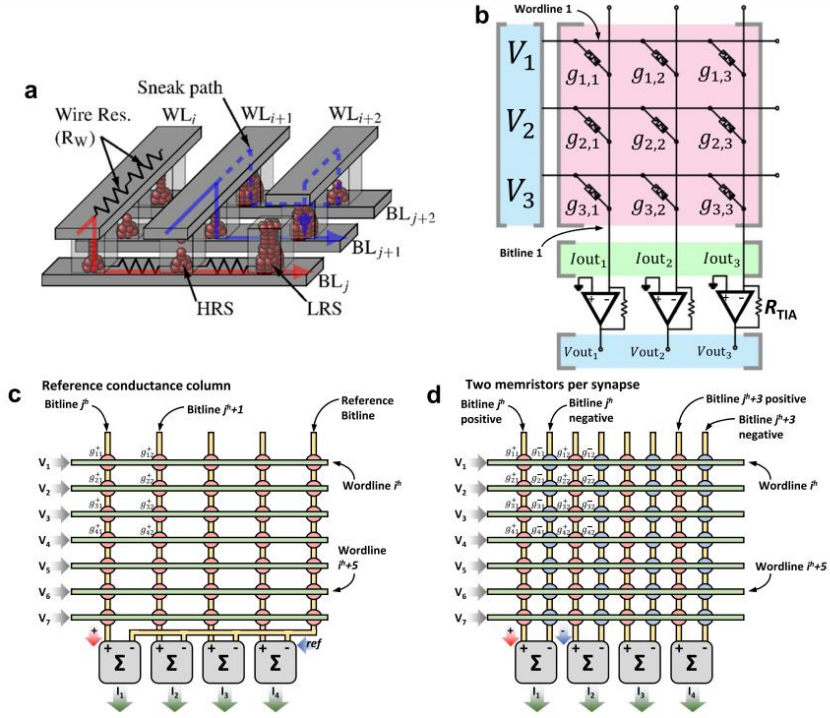
|                                                                                                 |           |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>1. Bevezető</b>                                                                              | <b>4</b>  |
| <b>2. Kutatási terület áttekintése</b>                                                          | <b>6</b>  |
| 2.1. Memrisztorok . . . . .                                                                     | 6         |
| 2.1.1. Pt/Ta <sub>2</sub> O <sub>5</sub> /Ta memrisztor kapcsolása . . . . .                    | 7         |
| 2.1.2. Ta <sub>2</sub> O <sub>5</sub> és más nem-illékony memrisztorok dinamikája . . . . .     | 9         |
| 2.2. Jelfelismerés . . . . .                                                                    | 10        |
| 2.3. Idősorelemzés . . . . .                                                                    | 12        |
| 2.3.1. Idősorelemzés hagyományos módszerekkel . . . . .                                         | 12        |
| 2.3.2. Idősorelemzés memrisztorokkal . . . . .                                                  | 13        |
| <b>3. Eredmények</b>                                                                            | <b>18</b> |
| 3.1. Ta <sub>2</sub> O <sub>5</sub> memrisztor dinamikájának vizsgálata szimulációval . . . . . | 18        |
| 3.1.1. Modell . . . . .                                                                         | 18        |
| 3.1.2. Szimulációs eredmények . . . . .                                                         | 20        |
| 3.2. Idősor előrejelzés . . . . .                                                               | 23        |
| 3.2.1. Előrejelző memrisztív séma . . . . .                                                     | 23        |
| 3.2.2. Mérési összeállítás . . . . .                                                            | 25        |
| 3.2.3. Kiértékelés . . . . .                                                                    | 26        |
| 3.3. Az idősorelemző-rendszer dinamikájának optimalizálása . . . . .                            | 27        |
| 3.3.1. Idő érzékenység . . . . .                                                                | 27        |
| 3.3.2. Paraméterek megválasztása . . . . .                                                      | 29        |
| 3.4. Szívritmuszavar detektálás és kategorizálás . . . . .                                      | 33        |
| <b>4. Összefoglaló</b>                                                                          | <b>37</b> |
| <b>5. Saját hozzájárulás</b>                                                                    | <b>39</b> |
| <b>6. Köszönetnyilvánítás</b>                                                                   | <b>40</b> |

## 1. Bevezető

Az elmúlt időkben a számítástechnika fejlődése során az elsődleges szempont az eszközök skálázása volt egyre kisebb méretekre [1]. Csillagászati összegeket fordítottak arra, hogy ez a skálázási trend megmaradjon. Az elmúlt években viszont a tranzisztorok méretének alsó fizikai határát megközelítettük. Új eszközökre, számítási módszerekre van szükség ahhoz, hogy tovább növelhessük a számítási kapacitásainkat.

Ezen igyekezeteinket segíthetik elő az úgynevezett memrisztorok. Ez a szó a memória, illetve rezisztor (ellenállás) szóból van képezve. A memrisztorok a tranzisztorokra kifejlesztett gyártási technológiával előállíthatóak, ebből következik, hogy költséghatékonyan fabrikálhatóak, és rendkívül nagy sűrűséggel integrálhatóak. Hoztak már létre 2 nm alatti aktív tartományú memrisztív eszközt [2]. Azon túl, hogy kisebbekre is fabrikálhatóak, mint a hagyományos tranzisztorok, az igazi előnyük, hogy teljesen új, neuromorfikus megközelítést tesznek lehetővé. A memrisztorok a digitális számítástechnikával szemben analóg módon tárolják az információt, illetve állapotuk függ az őket korábban érő behatásoktól, azaz az információt nem csak tárolják, hanem helyben fel is dolgozzák. Ezen tulajdonságaik alapján kiválóan alkalmasak arra, hogy a biológiai idegrendszer szinapszisainak bizonyos tulajdonságait utánzó, mesterséges szinapszisként működjenek újfajta számítástechnikai architektúrákban. Mindezek alapján sok esetben jelentősen energiatakarékosabban és gyorsabban tudnak bizonyos feladatokat elvégezni, mint hagyományos tranzisztor alapú megfelelőik.

Jelentős előrelépést nyújthatnak a mesterséges intelligencia, gépi tanulás terén is. Jelen állás szerint egyes neurális hálók akár 100 rejtett neuronréteget is tartalmaznak [1]. Egy-egy neuronréteg műveleteit tranzisztorok milliói végzik, így rendkívül erőforrásigényes a futtatásuk. Sok esetben peremeszközökben ezek az erőforrások nem állnak rendelkezésünkre, így nehezen integrálhatóak. A memrisztív eszközök legelterjedtebb felhasználása azon alapul, hogy keresztszálás elrendezésben hardverszinten (lásd 1. ábra), egyetlen lépésben képesek a neurális kimenetek vektorát a súlymátrixszal összeszorozni, ami jelentős előny a szoftveres neurális hálókhoz képest, amik  $N$  neuron esetén ezt a műveletet  $N^2$  műveletben valósítják meg. Ezen alkalmazás a hálózat tanítás utáni működtetése ("inference") során jelent igazi előnyt, így itt a memrisztorokat "csupán" statikus mesterséges



1. ábra. Nem illékony memrisztorokat alkalmazó keresztszálás architektúra, amivel egy vektor mátrixszal való megszorzását egy lépésben képes elvégezni [3].

neurális súlyként alkalmazzák [3].

Kevésbé kiaknázott a memrisztorok komplex dinamikai működésének a felhasználása, ami viszont idősor jellegű bemeneti jelek feldolgozására tud hatékony megoldásokat biztosítani. A dolgozatomban bemutatok egy olyan rendszert, és szemléltetem a mögötte lévő dinamikát, ami energiatakarékosan, mindössze pár memrisztív eszköz segítségével képes pontos előrejelzéseket, kategorizálásokat végrehajtani idősorokon valós időben. Először egy már ezelőtt is használt nemlineáris dinamikus rendszer állapotának előrejelzésére lett optimalizálva. Így könnyen össze tudtam hasonlítani eredményeimet már meglévő kutatásokkal, mind hagyományos ANN technikákkal [4], mind neuromorfikus megoldásokkal [5]. Az utóbbi esetben 90 memrisztív eszközből álló rezervoárral hajtották végre a feladatot. A dolgozatban bemutatott rendszerrel ez a szám 2-re csökkenthető. A későbbiekben (3.3.) azt is demonstrálom, hogy ez az eljárás hogyan lehet általánosítható más feladatokra is. A dolgozatomban ezt egy kategorizációs feladaton keresztül mutatom be. A rendszer valós időben EKG jelekből tud detektálni rendellenességeket (pl. korai pitvari összehúzódás).

## 2. Kutatási terület áttekintése

Ebben a részben bemutatom általánosságban a memrisztorokat, azon belül pedig a nem illékonyakra fókuszálva. A méréseim során Pt/Ta<sub>2</sub>O<sub>5</sub>/Ta felépítésű memrisztív eszközöket használtam, így kitérek legfontosabb karakterisztikáikra, illetve, hogy miért teszik ezen eszközök előnyössé, a végrehajtott mérésekhez. Az elméleti bevezető második felében áttérek az idősorokra, amelyben bemutatom, hogy hagyományos módszerekkel, illetve neuromorfikus megközelítéssel, milyen eljárásokkal lehet előrejelző és kategorizációs rendszereket létrehozni.

### 2.1. Memrisztorok

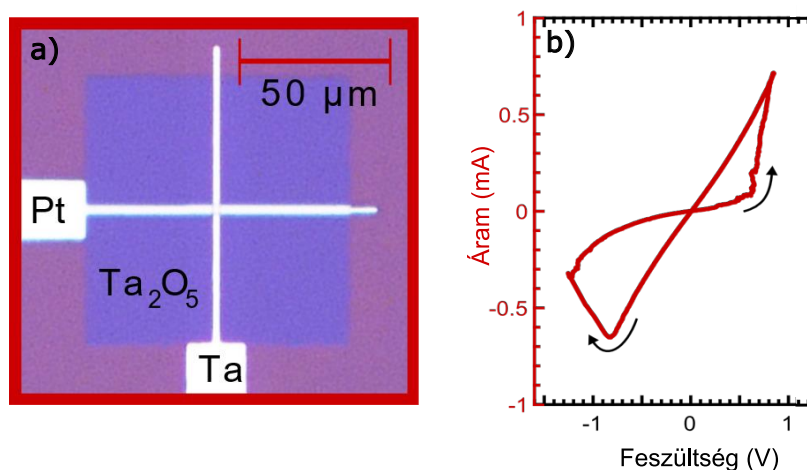
Az olyan rendszereket, amelyek bizonyos fizikai, kémiai folyamatok hatására rezisztív kapcsolást mutatnak, azaz adott feszültség mellett különböző metastabil állapotokat is vehetnek fel, ezáltal adattárolásra is alkalmasak, memrisztoroknak nevezzük. Áram - feszültség grafikonjukon hiszterézis-jelenség figyelhető meg. A memrisztorok olyan két terminálú passzív áramköri elemek, amelyek állapota nemcsak az aktuálisan ráeső feszültségtől, hanem az előzményektől is függ. Állapotát emiatt egy állapotegyenlet írja le (időfüggő differenciálegyenlet) [6].

A memrisztorok lehetnek illékonyak, illetve nem-illékonyak is. Ez azt jelenti, hogy amíg egy illékony eszköz elveszti a belső állapotában tárolt információt a feszültség megszűnésével, addig a nem-illékonyak ezt képesek rendkívül sokáig megőrizni. A valóságban természetesen ez az időtartam nem végtelen, bizonyos memrisztorok esetében egyszerre lehet őket mindkettőnek tekinteni.

Igen sok mechanizmus idézheti elő a memrisztív kapcsolást anyagokban. Többek közt Mott-átmenetekre [7] és elektromos tér által vezérelt nukleációra, és töltéshordozók keletkezésére és rekombinációjára alapuló memrisztorok általában illékony viselkedést mutatnak [8]. Ezzel szemben azok a memrisztorok, amelyek mechanizmusa gyakran vakanciák migrációjára, spin injekciókra, ferromágneses folyamatra, vagy fázisváltozásra alapulnak, nem-illékony tulajdonságot mutatnak. Mivel az ellenállásuk állítható és azt meg is őrzi, ezért elsősorban mesterséges szinapszisokként nagy potenciált mutatnak. Tulajdonképpen állítható, súlyokként viselkednek. Ezekre az eszközökre szokás RRAM-ként (rezisztív

közvetlen hozzáférésű memória) is hivatkozni. Ezért gyakori alkalmazásuk mátrixszorzás hardveres gyorsítása (lásd 1. ábra).

### 2.1.1. Pt/Ta<sub>2</sub>O<sub>5</sub>/Ta memrisztor kapcsolása

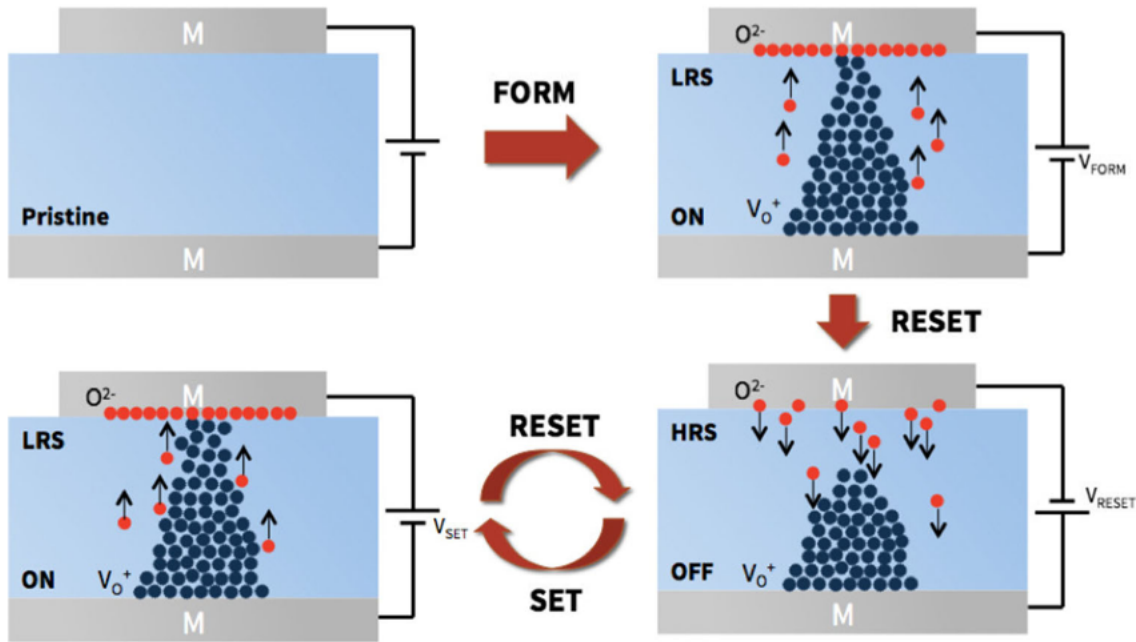


2. ábra. a) A Pt/Ta<sub>2</sub>O<sub>5</sub>/Ta memrisztor szerkezetéről készült mikroszkópos kép b) Ta<sub>2</sub>O<sub>5</sub> memrisztor bipoláris kapcsolását bemutató áram-feszültség grafikon. Kritikus pozitív, illetve negatív értéket meghaladva az eszköz kapcsolható magas ellenállású állapotból kicsibe, illetve vissza az eredeti magas ellenállású állapotba.

A kutatócsoportban elérhető memrisztorok közül Pt/Ta<sub>2</sub>O<sub>5</sub>/Ta memrisztorral végeztem kísérleteket (lásd 2/a ábra). Ez egy fém-szigetelő-fém struktúra, ahol a Pt és a Ta a két fém elektróda, és közöttük a Ta<sub>2</sub>O<sub>5</sub> réteg a szigetelő. Ezt a memriszítv eszközt a 2/b. ábrán látható áram-feszültség görbével lehet jellemezni. Ez egy bipoláris kapcsolás, azaz a rákapcsolt feszültség előjelétől függően kapcsolható kisebb, vagy nagyobb vezetési állapotba [9]. Egy kritikus pozitív feszültséget meghaladva alacsonyabb ellenállású állapotba kapcsolható. Amennyiben viszont kellően nagy negatív feszültséget kapcsolunk rá, ellenállása visszakerül az eredeti magas ellenállású állapotba. Ez a negatív küszöbfeszültség abszolútértéke általában nem egyezik a pozitív küszöbfeszültségével.

Fontos megjegyezni, hogy a rezisztív kapcsolás csak egy adott amplitúdójú meghajtás esetén történik két jól meghatározott állapot között, a meghajtás amplitúdóját változtatva mind a bekapcsolt, mind a kikapcsolt állapot ellenállását szinte folytonosan tudjuk hangolni. Ennek megfelelően egy analóg, többszintű programozhatóságot megengedő me-

móriáról van szó. A  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztor esetében a memrisztív kapcsolást hajtó mechanizmus a vegyértékváltozás (VCM). Egy ilyen cella két elektródából áll (esetünkben Pt, Ta). Illetve egy fém-oxid szigetelőből ( $\text{Ta}_2\text{O}_5$ ) amelyben megjelenik a kapcsolásért felelős aktív tartomány.



3. ábra. Az ábra szemlélteti a vegyértékváltozás-alapú memrisztorok működését. Fabrikálás után, érintetlen állapotban cella nem tartalmaz vezető csatornákat. Az első feszültség ráadásával filamentum formálódik az oxigén vakanciákból ilyenkor a cella alacsony ellenállású állapotban van. Ezt a vezető csatornát ellenkező előjelű feszültséggel meg lehet szakítani, így magas ellenállásúvá állítani. Az előjel cserélésével a cella kapcsolható. [10]

A vegyértékváltozás létrejöttéért a fém-oxidban fellelhető ionok vándorlása felelős [11]. A  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztor esetében ezek az ionok az oxigén anionok, amik mozgását oxigén vakanciák, megüresedések mozgásával írhatunk le. Az alkalmazott feszültséggel mozgathatjuk az oxigén vakanciákat, ami a sztöchiometria megváltozásához vezet. Bekapcsolásnál vékony, filamentáris oxigénhiányos tartományokat hozunk létre, ami kellő mennyiségű oxigén eltávolítása esetén vezető csatornákat hoz létre. Ellentétes polaritású feszültséggel megszüntetjük az oxigénhiányos állapotot, és ezzel megszakítjuk a kialakult vezető filamentumot (lásd 3. ábra). Kimutatható, úgynevezet szupravezető subgap spektroszkópiával,

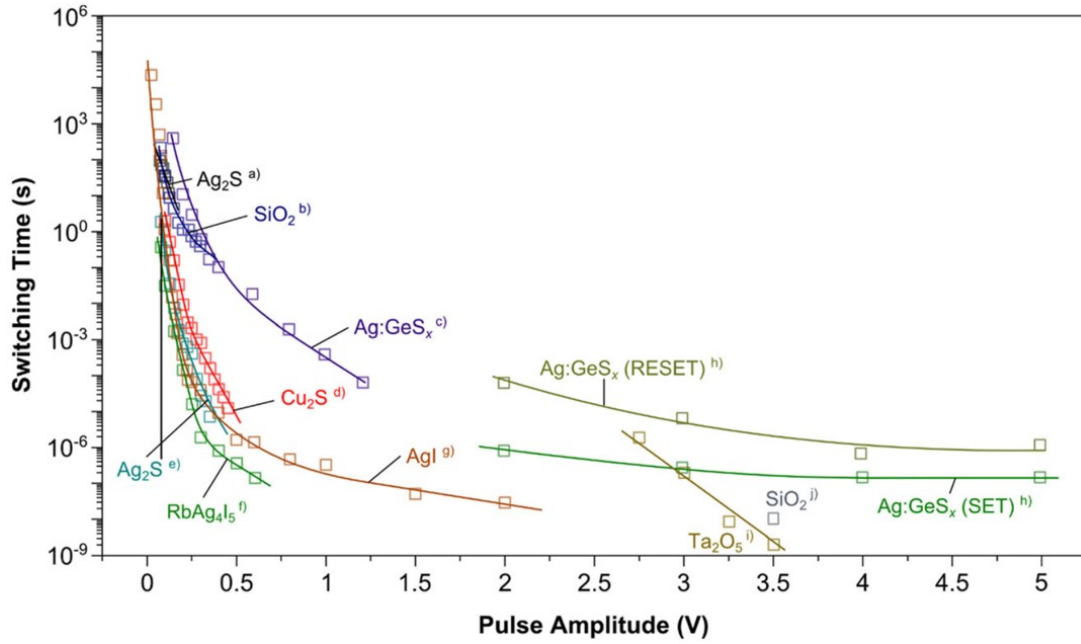
hogy a  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztorban létrejövő jól vezető csatornák legvékonyabb keresztmetszetűknél mindössze csak pár darab tiszta Ta atom vastagok [12]. Illetve a kapcsolás során nem szakad meg a filamentum feltétlenül, hanem az oxigén vakanciák átrendeződnek a filamentum térfogatán belül, megőrizve annak szélességét.

### 2.1.2. $\text{Ta}_2\text{O}_5$ és más nem-illékony memrisztorok dinamikája

A bemutatott kapcsolás a memrisztorokban nem történik bármilyen gyorsan. A memrisztív eszközt hajtó mechanizmus lefutása limitálja azt. Ahhoz, hogy számítástechnikai rendszerekbe integrálhatóak legyenek, többek közt szükséges, hogy kellően gyorsan tudjanak működni. A 4. ábrán látható, hogy egyes memrisztorok rendkívül gyors kapcsolási sebességekre is képesek. Például az általam is használt szerkezetű  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztorral 20 ps alatti kapcsolást is sikerült bemutatni [13]. Ezzel szemben például az AgI memrisztorral  $10^4$  s nagyságrendű kapcsolást is mértek [14]. Ez bizonyítja, hogy rendkívül nagy időskálán képesek memrisztorok kapcsolni. A fenti számok alapján mintegy 15 nagyságrendnyi időskálát le lehet fedni velük. Ez feltétele, hogy idősorokat valós időben effektíven elemezni lehessen velük, hiszen az adatok időbelisége is igen sokféle lehet. Így lehetséges a feladathoz választani a szükséges időskálán működő memrisztort.

Azon túl, hogy a  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztorok rendkívül gyorsan képesek kapcsolni, az is egy fontos tulajdonságuk, mint ahogy az ábrán is látható, a kapcsolási idejük exponenciálisan függ az alkalmazott feszültségtől. Hiszen logaritmikus skálán viszonylag széles tartományban lineáris a kapcsolási idő - feszültség függésük. Ezt a tulajdonságát használom, majd ki az idősor elemzéshez javasolt rendszerben is.

Egy viszonylag egyszerű memóriát valósíthatunk meg egy kondenzátorral, egy sorba kötött ellenállással és egy kapcsolóval. Ez a rendszer  $\tau = \frac{1}{RC}$  = konstans programozási és felejtési idővel rendelkezik az alkalmazott feszültségtől függetlenül. Ha ezt ábrázolnánk a 4. ábrán akkor az egyenlet szerint a feszültség tengellyel párhuzamos egyenest kapnánk. Ez azt jelenti, hogy a rendszer dinamikáját ez az egyetlen időállandó írja le, azaz a feszültség növelésével nem lehet érdemben felgyorsítani a működést. Ezzel szemben egy  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztor, exponenciálisan függ a jel nagyságától (1) egyenlet szerint.



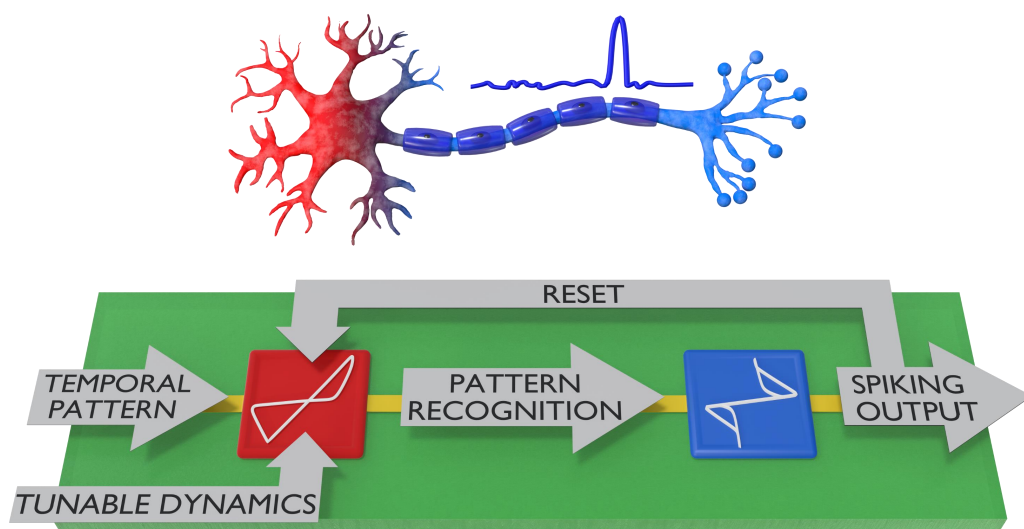
4. ábra. Összefoglaló ábra különböző memriszorok kapcsolási idejéről a ráeső feszültség függvényében. A kapcsolási idők az ábrán több mint 13 nagyságrendet ölelnek fel. [15]

$$\tau = 10^{-\frac{|U_m| - B}{A}}, \quad (1)$$

Ahol  $A$  és  $B$  paraméterek határozzák meg az eszköz feszültségfüggését. A kapcsolási idő exponenciális feszültségfüggése természetesen megvalósítja azt, hogy nagy feszültségen nagyon gyorsan tudjuk programozni a memrisztort, míg kellően kicsi kiolvasó feszültségen nagyon hosszú ideig megőrzi az információt. Ezen kívül, könnyen megválaszthatjuk, hogy milyen karakterisztikus időtartományban akarjuk működtetni a rendszert, ultragyors bemeneti jelek elemzése esetén elég a munkaponti feszültséget enyhén megnövelni, és ezáltal exponenciálisan felgyorsul az alkalmazott memrisztor működése.

## 2.2. Jelfelismerés

A kutatócsoportban már sikerült megmutatni egy fontos alkalmazását a kapcsolási idő exponenciális feszültségfüggésének [16]. A cikkben bemutatásra kerül, hogy igen zajos környezetben is alkalmas arra a  $Ta_2O_5$  memrisztor, hogy detektáljon a zajhoz képest igen kicsi neurális tüskéket. Ehhez a 5. ábrán bemutatott sémát használták. A detektáló rendszer két részből állt. Egy  $Ta_2O_5$  és egy  $VO_2$  memrisztort tartalmazó egységből. Amikor a

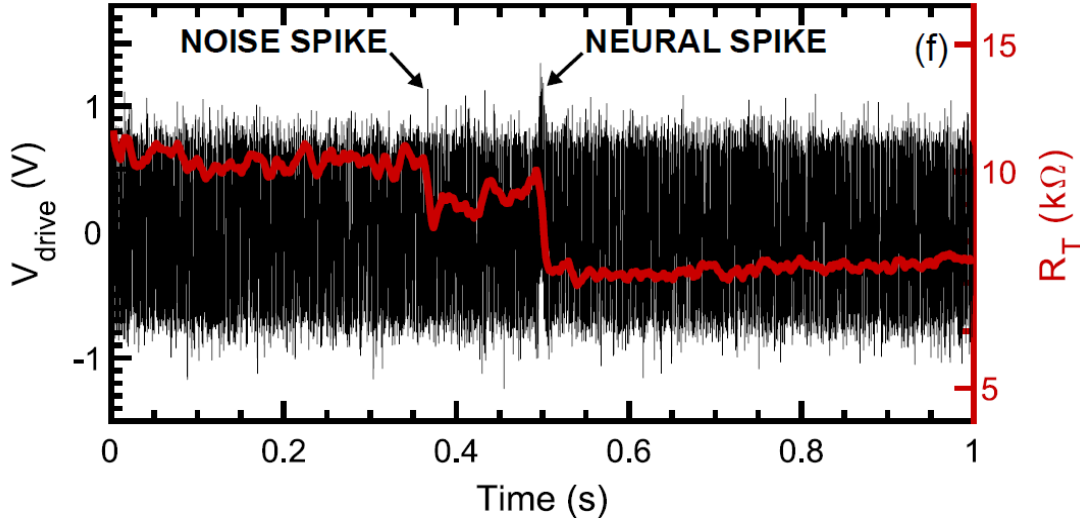


5. ábra. A neurális tüske felismerő rendszer sematikusán. Egy  $Ta_2O_5$  és egy  $VO_2$  memrisztort tartalmazó egyégből áll. Az ábrát dr. Balogh Zoltán készítette.

$Ta_2O_5$  egység észlelte a neurális tüske érkezését, alacsony ellenállású állapotba ragadt. Ennek hatására a  $VO_2$  memrisztor tüzelni kezdett. A  $Ta_2O_5$  detektáló egység dinamikáját a jel előfeszítésével tudták hangolni. Ennek megfelelő megválasztásával elérhető volt, hogy a rendszer a kívánt feszültség tartományban fellépő változásokra kapcsoljon alacsony ellenállású állapotba. Az utóbbi elv működését a későbbiekben, a 3.1.2 fejezetben részletesen ismertetem, hiszen ez kulcsfontosságú az általam végzett jelfelismerési feladatoknál is.

A 6. ábrán látható, hogy amíg a zajban fellépő tüskék nem elegendőek ahhoz, hogy a memrisztor alacsony ellenállású állapotba kapcsolják tartósan, addig a neurális tüske érkezése lekapcsolja. Ekkor a neurális tüskéhez hozzáadódó kiugró zaj értékek, pont elegendően nagyok ahhoz, hogy a memrisztor ellenállása olyan kicsi legyen, hogy azt már az állandó zaj negatív tüskéi ne tudják újra magas ellenállású állapotba kapcsolni. Ezzel demonstrálva, hogy megfelelő sémával, akár csak két memrisztor segítségével el lehet végezni mintázatfelismerést idősorokon.

Ez azért jelentős, mert neuromorfikus rendszerekben gyakran elég kicsi jelek vannak jelen igen zajos környezetben. Fizikális megvalósítását ezeknek a rendszereknek általában a zaj, illetve a memrisztorok tökéletlensége korlátozza. Ahelyett, hogy a zajt csökkentene-



6. ábra. A rendszer képes igen zajos környezetből kiszűrni egy kicsi neurális tüskét. [16]

nénk, ez az eredmény demonstrálja, hogy ilyen körülményekhez is lehet alkalmazkodni. A memrisztor képes a zajt figyelmen kívül hagyni és ahhoz képest igen kis feszültségkülönbségekre, ebben az esetben a neurális tüskére, jelezni. Ez a rendszer 98% pontossággal képes volt a neurális tüskéket detektálni.

## 2.3. Idősorelemzés

A világunkban megtalálható, feldolgozást igénylő adathalmazok nagy része idősor. Ezek olyan adatok, amik időben egymás után végzett megfigyelések gyűjteménye [17]. Az Idősorelemzés egyik célja lehet, hogy modellezze azt a mechanizmust, amely generálja a megfigyelt sorozatot, és előrejelezze a jövőbeli értékeket a sorozat ismert előzményei alapján. Kutatásom egyik részében egy ilyen problémát vizsgáltam. Másik részében pedig előrejelzés helyett a valós időben érkező adatfolyam jellegzeteségeit, mintáit felismerő és kategorizáló rendszert szimuláltam.

### 2.3.1. Idősorelemzés hagyományos módszerekkel

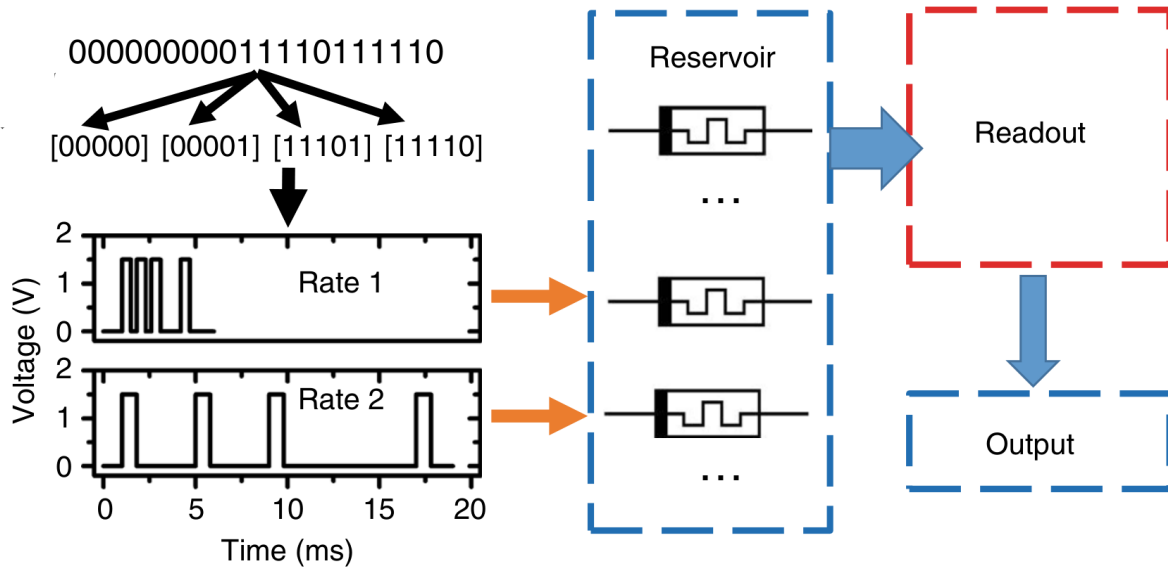
A mesterséges neurális hálók megjelenése egy rendkívül nagy előrelépést hozott az idősorok elemzésében. Rendkívül pontos előrejelzésekre alkalmasak igen komplex folyamatok vizsgálata esetén is. Az ilyen problémákban legtöbb esetben szükség van memóriára. Erre

klasszikusan megoldást kínálnak az úgynevezett rekurrens neurális hálók (RNN) [4]. Ezek annyiban különböznek a mély neurális hálóktól (DNN), hogy annak érdekében, hogy az adatok időbeliségét is tudják értelmezni, memóriahatással rendelkeznek. Ezen hálózatokban, a rejtett rétegek kimenete, vissza van csatolva a hálózat bementébe valamilyen felejtési faktorral. Így a hálózat aktuális állapotára hatással lesz az azelőtt lévő állapot. Így a háló időbeli kontextusba tudja helyezni az adathalmazt, memóriával és felejtéssel felruházva a neurális hálózatot. Bár ezen rendszerrel igen pontos előrejelzéseket lehet tenni, nagy számítási kapacitást igényel a tanítása során. A hibavisszaterjesztés során az előző állapotokat is figyelembe kell venni, így sokkal komplexebb számításokat kell elvégezni a súlyok frissítéséhez.

### 2.3.2. Idősorelemzés memrisztorokkal

Egy modernebb, neuroinspirált megközelítés az SNN (spiking neural network, avagy tüzelő neurális háló). Az ilyen hálók esetén a mesterséges neuronok nem egy számot, hanem egy idősort kapnak bemenetként. Továbbá nem iterációnként továbbítanak információt a következő réteg neuronnak, hanem az agyban található neuronokhoz hasonlóan akkor tüzelnek, amikor az úgynevezett membránpotenciáljuk meghalad egy küszöbértéket. A legegyszerűbb SNN hálókat is számításigényes hagyományos rendszereken futtatni. A membrán potenciálja egy-egy neuronnak függ az őt érő stimulus nagyságától és időtartamától is. Ezzel a tulajdonsággal a memrisztorok is rendelkeznek, ezért megfelelőek lehetnek ezen hálók fizikai megvalósításába is. Egy rendkívül energiatakarékos megközelítést jelenthetnek a gépi tanuláshoz, de gyakorlati megvalósításuk a tudomány jelen állása szerint körülményes. Elsősorban a memrisztorok kapcsolási viselkedésének változékonysága, korlátozott pontossága és zajossága limitálja fizikai implementációját.

A dolgozatomban fókuszában elsősorban olyan neuromorfikus megközelítések mutatnak be, amelyek a memrisztív eszközök komplexitását kihasználva önállóan képesek nem lineáris transzformációkat végezni a bemeneti jelen. Azt, hogy memrisztorokkal lehetséges idősor-előrejelző, kategorizáló rendszereket létrehozni, sok tanulmányban bemutatták a közelmúltban [5] [18] [19]. Ám ezekben a rendszerekben illékony memrisztorokat használtak, melyekben a felejtési időt fizikailag nem, vagy csak korlátozott mértékben lehetett



7. ábra. Az ábrán egy olyan időszerelemző memrisztor-rezervoár látható, amelyben a probléma megoldásához szükséges felejtési időket a bemeneti jel időbeli skálázással érik el. A fizikai memrisztív eszközök, fix időállandóval rendelkeznek illékonyaságukból adódóan. [5]

hangolni. Ha mégis szükség volt a felejtési idő hangolására, azt általában a bemeneti idősor időbeli átskálázásával érték el, ami azért nem szerencsés, mert az időbeli átskálázás nem teszi lehetővé a valós idejű működést [4] [5]. Más esetekben elmentve a memrisztor állapotát virtuális egységeket hoztak létre, hagyományos számítógépen létrehozott virtuális memrisztor-rezervoárok használatával [19]. Ezen nehézségek ellenére az illékony memrisztorokat sikeresen alkalmazták viszonylag bonyolult rezervoár-számítási feladatok megoldására. Ezt az elvet szemlélteti az 7. ábra: a bemeneti jelet először egy dinamikus memrisztorokból álló "rezervoár-réteg" dolgozza fel. Megfelelő beállítások mellett a dinamikus rezervoár-réteg képes arra, hogy a bemeneti idősor legfontosabb jellemzőit kiemelve csak a lényegi információt adja tovább a rezervoár-réteget követő kiolvasó (readout) rétegnek. Ennek megfelelően a kiolvasás sok esetben bonyolult neurális hálózatok nélkül, akár a memrisztív rezervoár rétegben található memrisztorok ellenállásállapotának megfelelően választott lineáris kombinációjával, azaz egy rejtett réteg nélküli egyrétegű neurális hálózattal is megtörténhet. A számos sikeres kísérleti demonstráció ellenére elmondható, hogy a memrisztív rezervoár-számítási architektúrák általában nagyon sok, százas nagy-

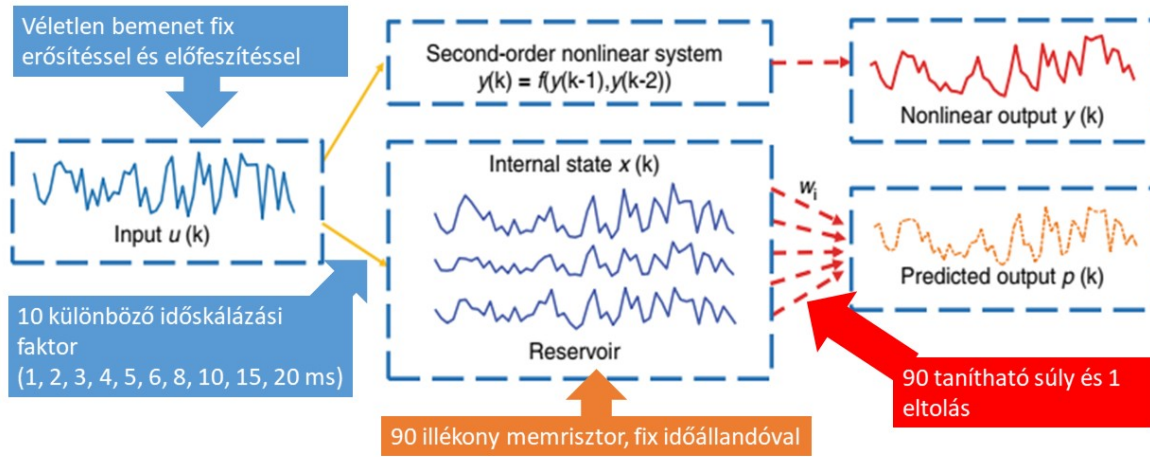
ságrendű memrisztív eszköz alkalmazását tették szükségessé. Mivel ezek a rezervoárok a szükségesnél jelentősen több memrisztív eszköz használatával érték el a kívánt hatást, így energiatakarékosságuk is kevésbé látványos.

A dolgozatom fókuszában egy olyan nem lineáris dinamikai rendszer lesz, ami meg-  
egyezett a [5] [4] cikkekben vizsgáltakkal. Eredményeimet így össze tudtam hasonlítani az irodalomban elért eredményekkel. Ezekben a cikkekben egy nem lineáris autoregresszív mozgóátlag (NARMA) rendszer előrejelzését valósították meg. A szóban forgó dinamikai rendszert meghatározó egyenlet a következőképpen nézett ki:

$$y(k) = 0,4 y(k-1) + 0,4 y(k-1)y(k-2) + 0,6 u^3(k) + 0,1 \quad (2)$$

Ez az összefüggés adja meg az előrejelzendő jel  $y(k)$  aktuális értékét. A rendszernek képesnek kell lennie  $u(k)$  mindenkori bemenetből és korábbi állapotaiból előrejeleznie  $y(k)$  értékét az összefüggés ismerete nélkül. A köznap életben ehhez hasonló idősorokban  $u(k)$  és  $y(k)$  közti összefüggés nem magától értetődő és rejtett. Ezáltal ez egy bonyolult probléma. Az (2) egyenletből látszik, hogy az idősor aktuális tagja nem csak a mindenkori bemenetből függ  $u(k)$ , hanem az előtte lévő két tagtól is, azaz  $y(k-1)$  és  $y(k-2)$ -től is. Ezáltal ez egy másodrendű nemlineáris összefüggést képez, amelynek idő függése is van, megoldásához ezáltal memóriahatás szükséges.  $u(k)$  kísérleteim során, ahogy a cikkekben is, egy véletlen számokat tartalmazó sor volt, ahol  $u(k) \in [0; 0,5]$ . A rendszer feladata az volt, hogy rátanuljon  $y(k)$  és  $u(k)$  közti összefüggésre. Azért használtunk véletlen számsort bemenetnek, mert ha erre képesek vagyunk előrejelezni a rendszer viselkedését, akkor elvileg minden jelsorozatra is képesek vagyunk.

A [5] cikkben, ennek a dinamikai rendszernek az előrejelzéséhez, a 8. ábrán látható sémát használták. A rendszer 9x10 darab illékony memrisztort alkalmazott. Ezek 9-esével voltak csoportosítva. Mivel az illékony memrisztorok fix felezési idővel rendelkeznek, ezért a kívánt memóriahatást úgy érték el, hogy a 10 különböző csoportra küldött jelet 10 különböző faktorial időben skálázták. A kiolvasás során az ugyanazon impulzushoz tartozó választ mérték a memrisztoroknak, majd ennek keresték azt a lineáris kombinációját és eltolását, amivel a legpontosabb előrejelzést teszi a rendszer. A pontosságát az előrejelzésnek normalizált négyzetes átlag eltéréssel (NMSE) adták meg. A validáció során



8. ábra. A [5] cikkben használt 90 illékony memrisztorból álló idősor-előrejelző séma.

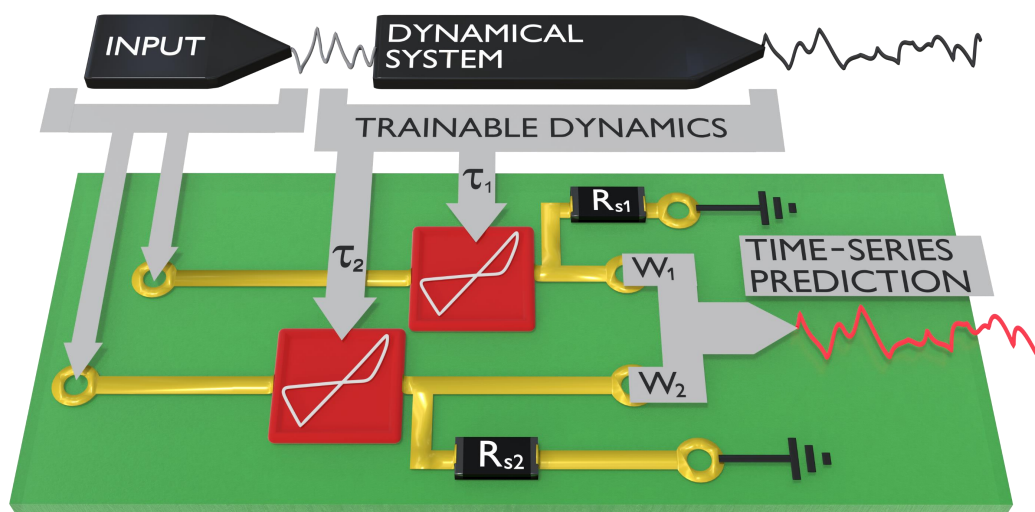
NMSE =  $3.61 \cdot 10^{-3}$  értéket sikerült elérniük. Későbbiekben én is ezt fogom használni, hogy eredményeimet össze tudjam hasonlítani az övékkel.

Az előrejelzés NMSE értékét az alábbi (3) egyenlettel lehet megadni. Ennek előnye, hogy értéke nem függ a jel nagyságától. Kis NMSE azt jelenti, hogy a rendszer jó előrejelzéseket tesz. Amennyiben ez az érték magas, nem feltétlenül jelezi, hogy a rendszer rossz előrejelzéseket tesz, hiszen akár azt is jelezhetné, hogy csak időben csúsztak el az értékek.

$$NMSE = \frac{\sum_k (P_k - M_k)^2}{\sum_k M_k^2}, \quad (3)$$

ahol  $M_k$  a rendszer előrejelzései, és  $P_k$  a tényleges értékek, amikhez közelíteni szeretnénk a rendszert.

A dolgozatomban bemutatom, hogy kihasználva, hogy a nem-illékony memrisztor kapcsolási ideje exponenciálisan állítható negatív előfeszítéssel, elkerülhető virtuális egységek, illetve az időskála mesterséges nyújtásának, sűrítésének használata. Továbbá, hogy az idősor elemző memrisztív rendszer képes mindössze két memrisztív eszköz segítségével ténylegesen valós időben működni. Ehhez a 9. ábrán szemléltetett sémát használtam. A rendszer két  $Ta_2O_5$  memrisztort és velük párhuzamosan kötött ellenállásokat tartalmaz. Ezeknek a dinamikája előfeszítéssel hangolható úgy, hogy csak az előrejelzés szempontjából kritikus részeit a bemeneti jelnek továbbítsák a kiolvasó perceptron rétegnek. Mivel a felejtési ideje a két memrisztornak külön-külön állítható volt, ezért ez a megközelítés nem



9. ábra. A nem lineáris dinamikai rendszer előrejezéséhez használt memrisztív áramkör sematikus rajza. A rendszer két pár  $Ta_2O_5$  memrisztort és soros ellenállást tartalmaz. Az ábrát dr. Balogh Zoltán készítette.

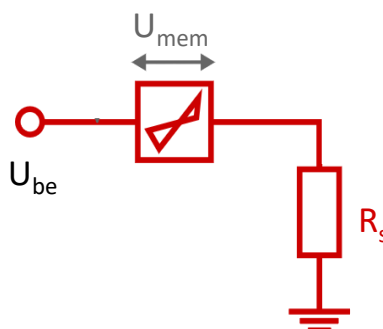
kívánta a bemeneti jel időbeli skálázását. Ezért ez a séma képes tanítás után ténylegesen valós időben végezni az előrejelzéseket.

### 3. Eredmények

#### 3.1. $\text{Ta}_2\text{O}_5$ memrisztor dinamikájának vizsgálata szimulációval

Szimulációk segítségével alaposabban körüljártam a javasolt memrisztív rendszer dinamikáját. Ehhez MATLAB programnyelvet használtam. Egy olyan modellt vettem alapul, amelyet már előttem is használtak a kutatócsoportban. Először bemutatom ezt a modellt a 3.1.1 részben, majd az ezzel készített saját szimulációs eredményeimet. Az eredmények egy mélyebb megértést adnak abban, hogy a  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  dinamikus működtetése miért alkalmas idősor-elemzésekhez, illetve iránymutatást nyújt a későbbiekben (3.2) használt előfeszítés megválasztásához. Továbbá a 3.3.2 fejezetben a szimuláció segítségével még általánosabb képet nyerhetünk a nem-illékony memrisztorok dinamikájáról.

##### 3.1.1. Modell



10. ábra. A szimulált  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztorból és soros ellenállásból álló rendszer. Ez képi az idősor előrejelző rendszer alapját.

Ahhoz, hogy a javasolt  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztor és sorosan kötött ellenállásból álló rendszer (lásd 10. ábra) dinamikáját behatóan vizsgálhassam, szükséges volt numerikus szimulációk létrehozása. A szimulációk jelentősen meggyorsították a kísérletezés folyamatát, hiszen a mérés előtt már adott fogalmat arról, hogy mire lehet számítani az eredményt illetően. Ezért a következő, már bevált modellt használtam. A modell azt feltételezi, hogy a memrisztor időállandója leírható a következő, már korábban említett (1) egyenlettel.

A szimulációhoz szükséges paraméterei bár kimérhetőek a fizikai memrisztoroknak,

de mégsem lehet egyértelműen meghatározni, mert kapcsolások közt előfordul az eszköz tökéletlensége miatt, hogy új vezető filamentumok jönnek létre, így módosítva az eszközt legjobban leíró A és B paramétert. Mindezek ellenére ez a változás nem jelentős, ezért a gyakorlatban amíg A és B értéke közelítőleg ismert, addig a modell jól tudja szimulálni az eszközt. A szimulációkban általában a memrisztorra eső feszültség, viszont nem adott, hiszen van egy soros ellenállás is vele párhuzamosan kötve, így ki kell belőle számítani a következő Ohm törvényéből adódó (4) egyenlet szerint.

$$U_m = U_{be} - I \cdot R_s, \quad (4)$$

ahol  $U_m$  a memrisztoron eső feszültség,  $U_{be}$  a rendszert meghajtó bemeneti feszültség,  $R_s$  a soros ellenállás értéke, és  $I$  a rendszeren folyó, mért áram.

A rendszer működését a (5),(6) differenciálegyenletekkel lehet a legegyszerűbben modellezni.

$$\frac{dx}{dt} = \frac{-x}{\tau} \quad (5)$$

$$\frac{dx}{dt} = \frac{1-x}{\tau} \quad (6)$$

Ahol  $x$  a memrisztor belső állapotát jellemzi, és  $x \in [0, 1]$ . Ez a  $x$  állapotváltozó adja meg a memrisztor aktuális ellenállását a (7) egyenlet szerint.

$$R_m(t) = \frac{U_m}{I} = R_{\min} + (R_{\max} - R_{\min}) \cdot x(t) \quad (7)$$

A valóságban  $x$  változóra, úgy lehet gondolni, mintha a Ta<sub>2</sub>O<sub>5</sub> memrisztor vezető filamentumjaiban lévő oxigénionok koncentrációjával lenne arányban [6]. A kezdeti magas ellenállású állapotban a gyengén vezető filamentáris régió oxigénionokkal van töltve ( $x = 1$  és  $R_m = R_{\max}$ ). Pozitív impulzus hatására a mobilis ionok elmozognak az aktív régióból, a  $\tau$  és  $x$  filamentáris régióban lévő koncentrációval arányosan. Ennek hatására a filamentum ellenállása lecsökken, majd a csökkenés leáll, ahogy a filamentumokban lévő oxigénionok száma eléri a 0-t azaz  $x=0$ . Ebben az állapotban a memrisztor ellenállására igaz, hogy  $R_m = R_{\min}$ . Itt fontos megjegyezni, hogy ebben a szimulációban a soros ellenállás miatt ez nem teljesül. Hiszen ahogy  $R_m$  értéke a soros ellenállás alá csökken, a rajta eső feszültség

lecsökken, így az időállandó  $\tau$  exponenciálisan megnő, és az átmenet a magas ellenállású állapotból az alacsonyba leáll.

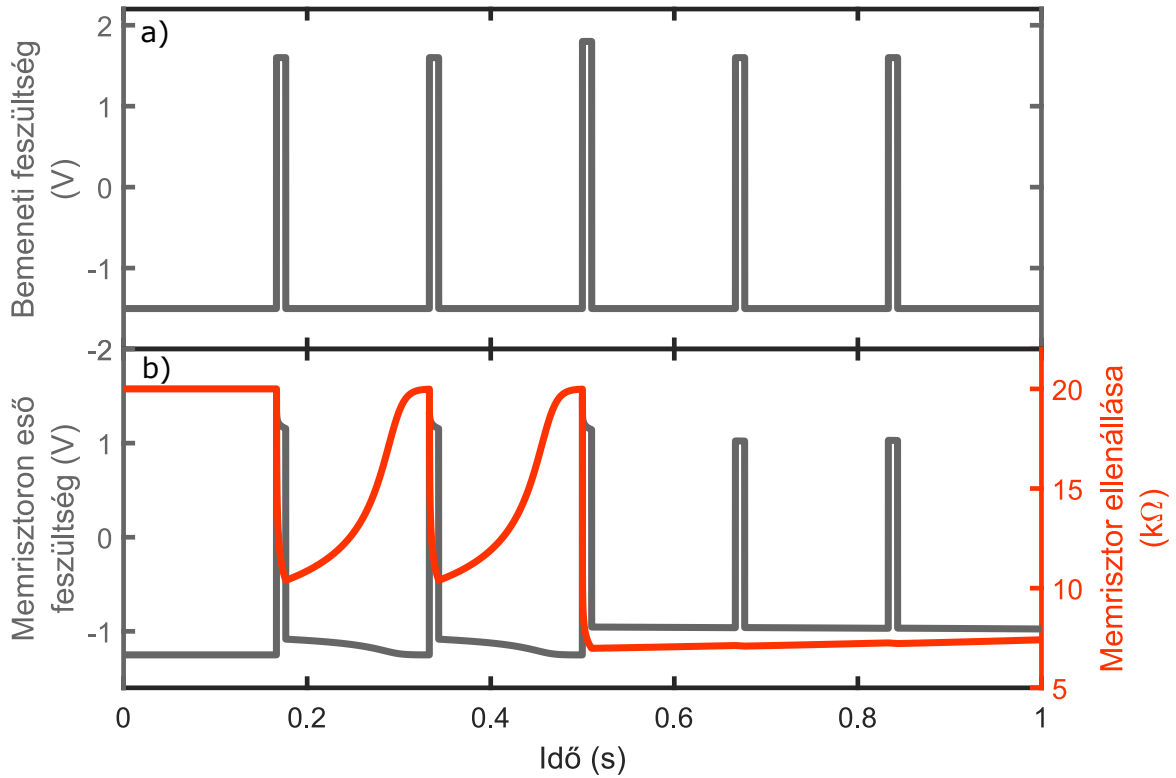
Ha ellenkező polaritású jelet küldünk a memrisztorra akkor a (6) differenciálegyenlet szerint történik az átmenet az alacsony ellenállású állapotból a magasba. Ebben az esetben az ionok visszamozognak a környező inaktív régióból a filamentumokba ugyanúgy  $\tau$  időállandóval, de  $x$  helyett  $1 - x$ -szel arányos tempóban.

### 3.1.2. Szimulációs eredmények

Ebben a szimulációban vizsgált memrisztív eszköz paraméterei a következők voltak:  $A = 0,088$ ;  $B = 1,06$ . Ezek a paraméterek jellemzik legjobban az általam használt memrisztort. A sorosan kötött ellenállás értéke  $R_s = 4 \text{ k}\Omega$  volt a szimuláció során, míg a memrisztor minimális és maximális ellenállása  $R_{\min} = 1 \text{ }\Omega$  és  $R_{\max} = 20 \text{ k}\Omega$ -nak voltak választva.

A szimulált memrisztorra a 11. ábrán is láthatóan  $U = 1,6 \text{ V}$  amplitúdójú  $10 \text{ ms}$  hosszúságú impulzusokat küldtem,  $f = 5 \text{ Hz}$  frekvenciával. Ezek az impulzusok hajtják a memrisztort az alacsony ellenállású állapot felé. A későbbiekben (3.2) ezekbe kerültek kódolásra az előrejelezni kívánt idősor értékei. Az impulzusok között  $U_{\text{elő}} = -1,5 \text{ V}$  konstans nagyságú előfeszítés hajtotta a rendszert. Ennek a feszültségnek az állítása nagyban befolyásolja a memrisztív rendszer viselkedését. A negatív előfeszítés funkciója az, hogy megpróbálja visszaállítani a memrisztort az eredeti magas ellenállású állapot felé. Ezáltal jön létre a rendszerben a felejtési mechanizmus. Az impulzusok közül az egyik  $0,2 \text{ V}$ -tal magasabbra lett választva, mint a többi. Ezzel demonstrálva, hogy a rendszert lehetséges kis feszültségkülönbségek detektálására használni, megfelelő előfeszítés kiválasztása esetén.

Az 11. ábrán látható, hogy ez lehetséges. A kis impulzusok miatt bekövetkezett ellenállás-csökkenést még a következő érkezése előtt sikerül az előfeszítésnek visszaállítania az eredeti magas ellenállású állapotba. Az időállandója kellően kicsi a rendszernek ahhoz, hogy ez bekövetkezzen. Ezzel szemben amint egy kicsivel nagyobb impulzus érkezik, a rendszer az az előtti impulzusoknál alacsonyabb ellenállásba kerül, mint az előző esetekben. A soros ellenállás miatt az előfeszítés jelentősen kisebb része fog rá esni (lásd.

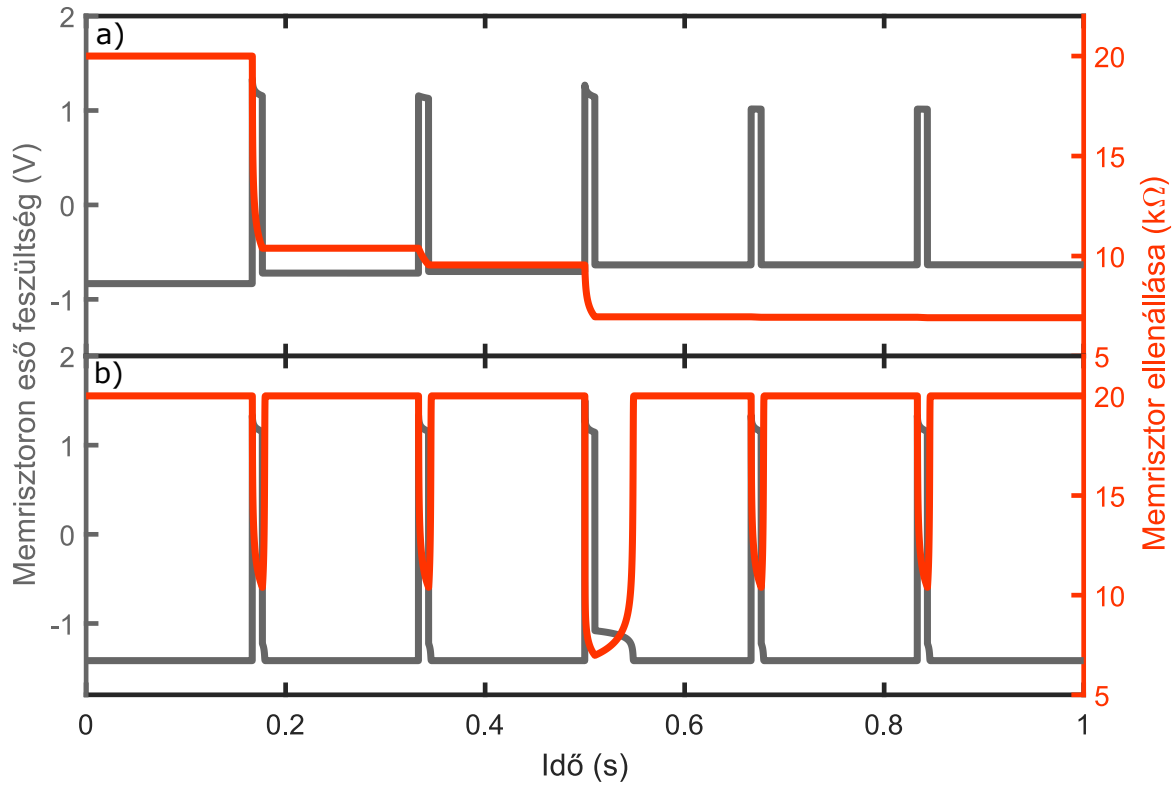


11. ábra. a) A bemeneti feszültség jel  $U = 1,6$  V amplitúdójú 10 ms hosszúságú impulzusokból áll, kivéve a harmadikat amely  $U = 1,8$  V amplitúdójú. b) A rendszer válasza a bemeneti jelre. A memrisztoron eső feszültség a soros ellenállás miatt nem egyezik a bemeneti feszültséggel, a harmadik (nagyobb) pulzus hatására alacsony ellenállású állapotban marad.

4), mint a kisebb pulzusok után, ezért az időállandója is rohamosan megnövekszik. Ezek miatt a memrisztor a nagyobb pulzus után alacsony ellenállású állapotban ragad a továbbiakban.

Amennyiben az előfeszítést nagyságát csökkentettem  $U_{elő} = -1$  V -ra (lásd 12. ábra) a memrisztor már az első pulzusra is lekapcsolt alacsony ellenállású állapotba. Az előfeszítés az előző esetben leírtak szerint nem elég nagy, hogy visszakapcsolja a memrisztort magas ellenállású állapotba. Ezáltal az impulzussorozat alatt végig hosszú távú memória jellegű viselkedést mutat.

Ezzel szemben, növelve ezt az értéket  $U_{elő} = -1.7$  V -ra, a nagyobb impulzus hatását is képes volt ellensúlyozni, így magas ellenállású állapotban maradni. Ilyenkor a memrisztor



12. ábra. Az előfeszítés kis változtatásával rövid illetve hosszútávú memória szerű hatást lehet elérni a rendszerben. a)  $U_{elő} = -1$  V esetén a rendszer lekapcsol alacsony ellenállású állapotba az első impulzustól is, hosszútávú memóriaként viselkedik. b)  $U_{elő} = -1.7$  V esetén a memrisztor végig magas ellenállású állapotban marad, rövidtávú, illékony memória szerű viselkedést mutat.

illékonyan viselkedik, ezáltal rövidtávú memória jellegű viselkedést mutat. A következő impulzus érkezésekor már nem hordoz információt az előző jelből.

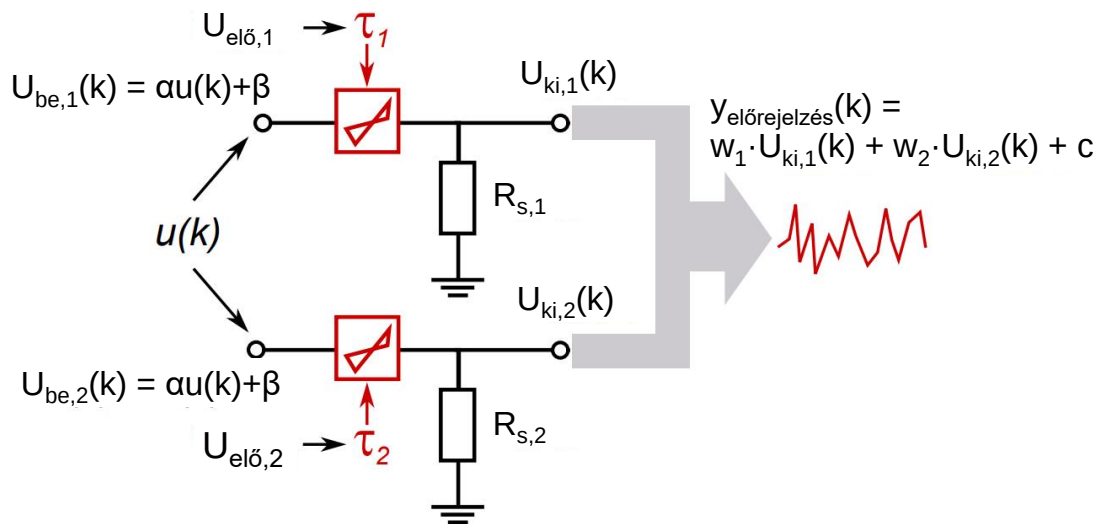
Az eredmények jól szemléltetik, hogy az előfeszítés optimális megválasztásával elérhető, hogy komplexebb idősorok esetén is a számunkra fontos minták hosszú távú memória jellegű állapotba kapcsolják a memrisztort, míg a nem fontos, akár zaj jellegű információkat gyorsan elfelejtse. Ez a dinamika adja az alapját a későbbiekben bemutatott (3.2, 3.4) előrejelző és kategorizáló feladatok megközelítéséhez.

### 3.2. Idősor előrejelzés

Ebben a részben azt mutatom be, hogy az eddigiekben vizsgált memrisztív rendszer miként alkalmazható dinamikus rendszerek idősorának előrejelzésére. Az ilyen feladatok rendkívül fontosak. Az időjárás előrejelzéstől, a tőzsde árfolyamáig mindenhol előkerülnek. Természetesen ennél jóval egyszerűbb rendszerek előrejelzése is fontos feladat, hiszen peremeszközökben gyakran nem elérhető akkora erőforrás, mint amikre szükség lenne hagyományos módszerek használatával. Bemutatom, hogy a 2.3.2 részben már leírt nem-lineáris előrejezési problémán hogyan teljesít a javasolt memrisztív rendszer. Itt már nem szimulációkat használtam, hanem tényleges  $Ta_2O_5$  memrisztort használtam a mérésekhez.

#### 3.2.1. Előrejelző memrisztív séma

Az idősorelemzések többségében szükséges, hogy legyen az előrejelző rendszernek memóriája. Ahogy azt a (2.3) összefoglalóban is tárgyaltam, ezt sokféleképpen lehet elérni. Az itt javasolt megközelítésben a nem-illékony  $Ta_2O_5$  memrisztornak azt a tulajdonságát használom ki, hogy a felejtési ideje az (1) egyenletből adódóan a ráeső feszültséggel hangolható. A javasolt előrejelző sémát a 13. ábra szemlélteti.



13. ábra. Az előrejelzéshez javasolt előrejezési séma két nem-illékony  $Ta_2O_5$  memrisztorból és két velük sorosan kötött ellenállásból áll.

A rendszer bemenete hasonlóan nézett ki, mint a 11. ábrán bemutatottak. Két komponensből állt a bemenet: az információt hordozó pozitív impulzusokból, és a felejtést előidéző negatív feszültség-háttérből. Ezek közt időosztásos multiplexeléssel kell állandó frekvenciával váltani, ez egy kapcsolót jelent, ami egy adott frekvenciával felváltva a bemeneti jelet és a negatív előfeszítést kapcsolja a rendszerre. A pozitív pulzusok amplitúdójának értéke  $u(k)$  lineáris skálázása volt.

$$U_{\text{poz}}(k) = \alpha \cdot u(k) + \beta \quad (8)$$

A skálázás azért szükséges, hogy a memrisztív eszközünk minél érzékenyebb legyen a bemeneti jelet jellemző feszültségtartományra. Az optimális  $\alpha$  és  $\beta$  kombináció kiválasztása tapasztalati úton a paraméterter minél alaposabb bejárásával történt.

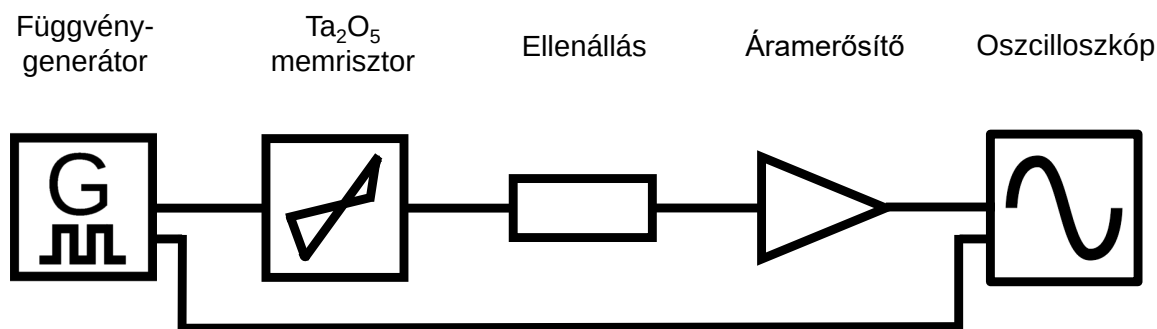
A bemeneti jel másik fontos része az előfeszítés. A 3.1. részben bemutatásra került ennek a rendszer dinamikájára gyakorolt hatása. A negatív előfeszítés nagyságának megfelelő megválasztásával elérhető volt, hogy a memrisztor rövid felejtési idővel rendelkezzen, így állapota elsősorban kizárólagosan az aktuális  $u(k)$  értéktől függjön. Kisebbre választva ennek értékét hosszabb felejtési időt lehetett elérni a memrisztorban, így állapotára nagyobb hatással voltak  $u(k)$  korábbi értékei is. A két memrisztív egység bemenetéhez tartozó előfeszítések megfelelő kombinálásával érhető el, hogy az előrejelző rendszerre a szükséges  $(k, k-1, k-2)$  időpillanatok legyenek befolyással. Ehhez a feladathoz két memrisztív eszköz elég volt, hogy a különböző felejtési időeknek megfelelően felöleljék ezt a három időpillanatot.

A két memrisztív egység előfeszítéseinek optimális kombinációinak megtalálása érdekében sokféle bemeneti jelskálázást próbáltam ki. A jel minden pulzusának végén meghatároztam a soros ellenállásra eső feszültséget. Ezek a feszültségértékek voltak a memrisztor réteg kimenete. Ezeket a kimeneteket összes lehetséges módon összekombináltam. Ezzel utánozva, mintha ténylegesen egyszerre két memrisztív egységre kapcsoltam volna a jelet. A rendszer tényleges előrejelzése pedig, a 13. ábrán is látható módon, a párosítások megfelelően vett lineáris kombinációja és egy konstans taggal való eltolása volt. Az ideális kombinációjukat szoftveresen találtam meg, egy két bemenetű, aktivációs függvény nélküli perceptron segítségével. Ezt  $y(k)$  értékeire tanítva, megkerestem a legkisebb NMSE (3)

értékhez tartozó lineáris kombinációjukat. Az utóbbi paraméteroptimalizációt tekinthetjük a rendszer tanítási fázisának. A későbbiekben már a paraméterek változtatása nélkül végez előrejelzést a rendszer.

### 3.2.2. Mérési összeállítás

Az általam végigvitt mérésekhez használt összeállítást szemlélteti a 14. ábra. Az vizsgált rendszer a  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztorból és a  $R_s = 1 \text{ k}\Omega$  soros ellenállásból állt. A rendszert egy Rigol DG5252 típusú függvénygenerátorral hajtottam. A bementi feszültségjelet eleinte Excel program, később a mérés felgyorsítása érdekében egy MATLAB függvénnyel generáltam le. A bemeneti jelnek 3 paramétere is volt ( $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $U_{\text{elő}}$ ) ezért volt fontos meggyorsítani ezt a folyamatot, hogy a paraméterteret bejárhassam. A legenerált jel egy számsorozat volt, amit a Rigol saját programjába meghívva tudtam az eszközre tölteni. A kiadott feszültségjelet visszamértem egy PicoScope 6000E-s szériájú oszcilloszkóp segítségével, hogy ellenőrizni tudjam, hogy a kiadott jel tényleg megfelel-e a vártaknak. Az oszcilloszkóp másik csatornáján pedig a memrisztív rendszeren átmenő áramot mértem. Mivel az előtte lévő DLPCA-200 típusú alacsony zajú áramerősítő erősítése  $10^3$  volt, ezért a mért áram számértéke megegyezett a soros ellenállásra eső feszültséggel. Ez az érték volt a rendszer kimenete.

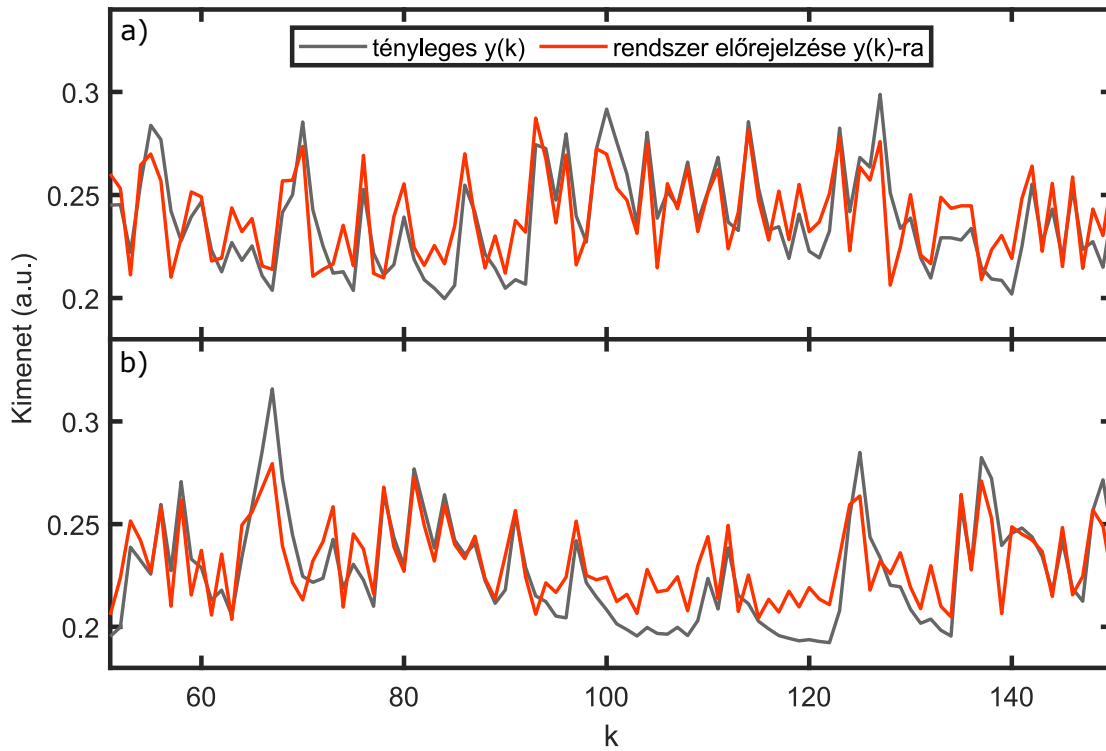


14. ábra. Sematikus ábra az általam is használt mérési összeállításról.

A mérés során, az érdekelt, hogy a pozitív pulzus milyen állapotba kapcsolja a rendszert. Ehhez a pulzus utolsó pár időpillanatában mért értékeket átlagoltam. Ezt azért tehettem meg, mert a pulzus végére már kellően lelassult az ellenállás változás, így az nem

befolyásolja az eredményt, viszont javít a mérés hibáján, azzal szemben mintha csak az utolsó időpillanatot nézném. Azóta a kutatócsoportban készültek mérések, ahol az időosztásos multiplexeléssel egy harmadik jelet is hozzákevertek a bemenethez, egy kiolvasó feszültséget, ami mindig a negatív előfeszítés előtt jött. Kellően kicsi ( $\approx 100$  mV) nagyságú kiolvasófeszültség nem befolyásolja a memrisztor ellenállását. Ennek az eljárásnak előnye, hogy a kimenetet nem torzítja az aktuális pulzus nagysága. Méréseim során ezt a módszert még nem alkalmaztam. Azóta viszont sikerült a laborban jobb eredményt elérni vele.

### 3.2.3. Kiértékelés



15. ábra. a) A tanításhoz használt  $u(k)$ -hoz tartozó előrejelzéséből, és a tényleges  $y(k)$ -ből kivágott részlet.  $NMSE = 3.96 \cdot 10^{-3}$  b) A validációhoz használt  $u(k)$ -hoz tartozó előrejelzéséből, és a tényleges  $y(k)$ -ből kivágott részlet.  $NMSE = 4.01 \cdot 10^{-3}$

A különböző előfeszítésekhez tartozó mérések összes lehetséges párosítására megkerestem a legkisebb elérhető NMSE értéket a perceptron tanításával. Ezek közül kiválasztot-

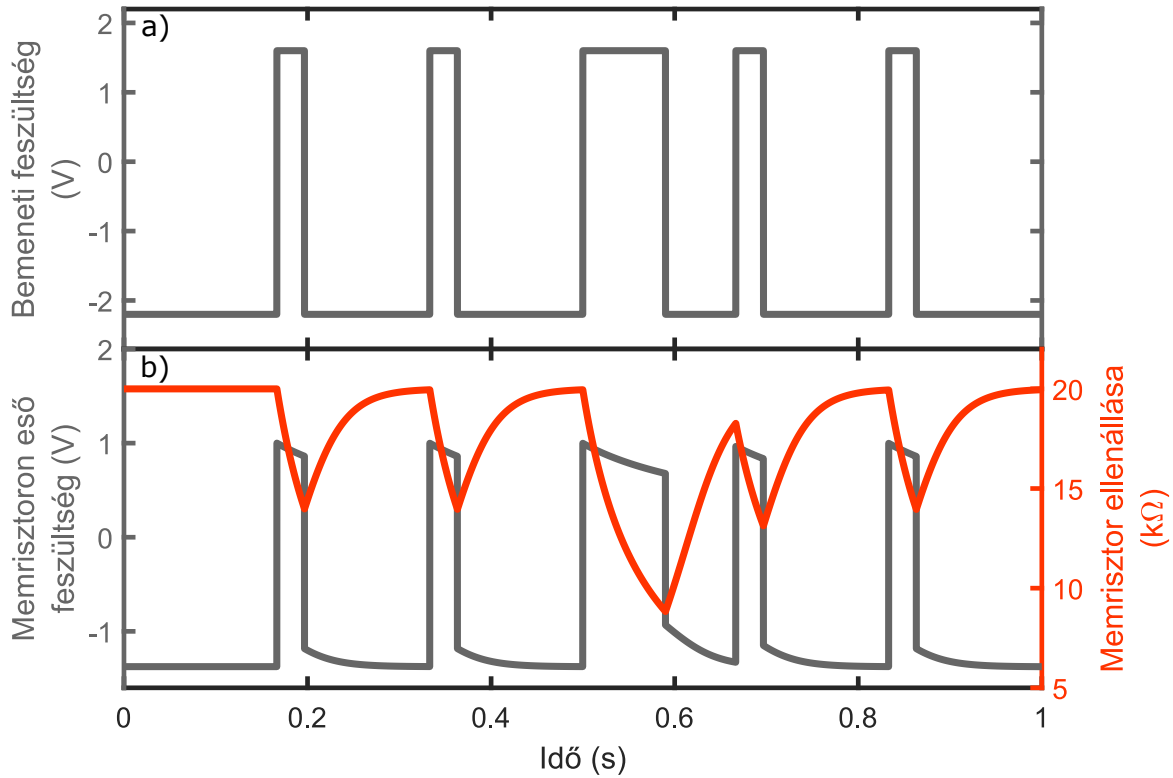
tam a legjobb kombinációt, ami  $NMSE = 3.96 \cdot 10^{-3}$  adott (lásd 15. ábra). Ehhez az eredményhez tartozó előfeszítésekkel, és  $\alpha$ ,  $\beta$  paraméterekkel egy másik véletlen  $u_{\text{validáció}}(k)$ -ra megvizsgáltam, hogyan teljesít a rendszer. A validáció  $NMSE = 4.01 \cdot 10^{-3}$  értéket adott. Ez körülbelül ugyanakkora hiba, mint a tanításhoz tartozó. Ez mutatja, hogy tanítás után a rendszer tetszőleges  $u(k)$ -ra jól tud teljesíteni. Azóta a laborban, nem az én méréseim alapján, kiolvasó feszültséget is használva sikerült  $NMSE = 3.03 \cdot 10^{-3}$  validációs pontosságot elérni.

Összehasonlítva ezt az eredményt a [5] cikkben elértekkel, azt találjuk, hogy sikerült hasonlóan pontos, azóta még pontosabb előrejelzést elérni, 90 helyett mindössze 2 memrisztor használatával. Az ő eljárásukkal  $NMSE = 3.61 \cdot 10^{-3}$  hibájú előrejelzést sikerült elérniük. Továbbá az általam bemutatott rendszer képes akár valós időben is működni, hiszen a tanítás utáni skálázásokat analóg módon bele lehet építeni az előrejelző rendszer áramkörébe. Hagyományos, számítógép alapú rekurrens neurális hálókkal, a [4] cikkben  $NMSE = 2 \cdot 10^{-3}$  érték el. Ez azt jelenti, hogy a memrisztor alapú megközelítés tud összemérhetően teljesíteni, mint ami a tranzisztor alapú hagyományos módszerekkel elérhető, miközben nagyságrendekkel energia- és helytakarékosabb.

### 3.3. Az idősoelemző-rendszer dinamikájának optimalizálása

#### 3.3.1. Idő érzékenység

A korábbiakban láttuk, hogy a memrisztív idősoelemző áramkör működésének alapját a (1) egyenlet adja, amely szerint a rendszer tau időállandója exponenciálisan függ a memrisztoron eső feszültségtől. Ezt az exponenciális függést az A és B paraméterek írják le, a 4. ábrán az A paraméter az exponenciális függést leíró meredekség inverze, míg a B paraméterből adódó B/A arány a függőleges eltolásnak felel meg. Ennek a függésnek köszönhetően egy adott idősoelemzési feladatról egy hasonló jellegű, de sokkal gyorsabb idősor elemzésére átállni egy egyszerű feladat, hiszen csak a memrisztorok működési munkapontját kell megfelelően kiválasztani. Azonban a 4. ábrán azt is látjuk, hogy a különböző anyagból készült memrisztorok dinamikája különböző A és B paraméterekkel írható le. Elképzelhető-e, hogy egy adott típusú idősoelemzéshez ez adott A és B paraméter, míg egy másik feladathoz egy teljesen más A és B paraméterpáros optimális? Azaz



16. ábra. a) A bemeneti feszültség jel  $U = 1,6$  V amplitúdójú 30 ms hosszúságú impulzusokból áll, kivéve a harmadikat, amely 90 ms hosszú. b) A rendszer válasza a bemeneti jelre. A harmadik (nagyobb) pulzus hatására a memrisztor jelentősen alacsonyabb ellenállású állapotba kapcsol.

az időselemzéshez használt memrisztív anyag és eszköz célzott kiválasztásával tudjuk optimalizálni a működést?

A későbbiekben ezt a kérdést elemzem egy egyszerű példán keresztül. A 11. ábrán láttuk, hogy a többi közül egy kicsit kiemelkedő pulzust hogyan tudunk detektálni. Ennél a feladatnál az az optimális, ha egy kicsi feszültségváltozásra sokat változik a rendszer időállandója. Egy másik egyszerű példában bizonyos hosszúságú és magasságú impulzusoktól egy ugyanolyan amplitúdójú, de hosszabb impulzust akarunk megkülönböztetni. Ebben az esetben egy olyan rendszerre van szükség, ami kevésbé a bemeneti jel amplitúdójára, inkább a bemeneti behatás hosszára érzékeny. Az alábbiakban ezt a két egyszerű példát elemzem.

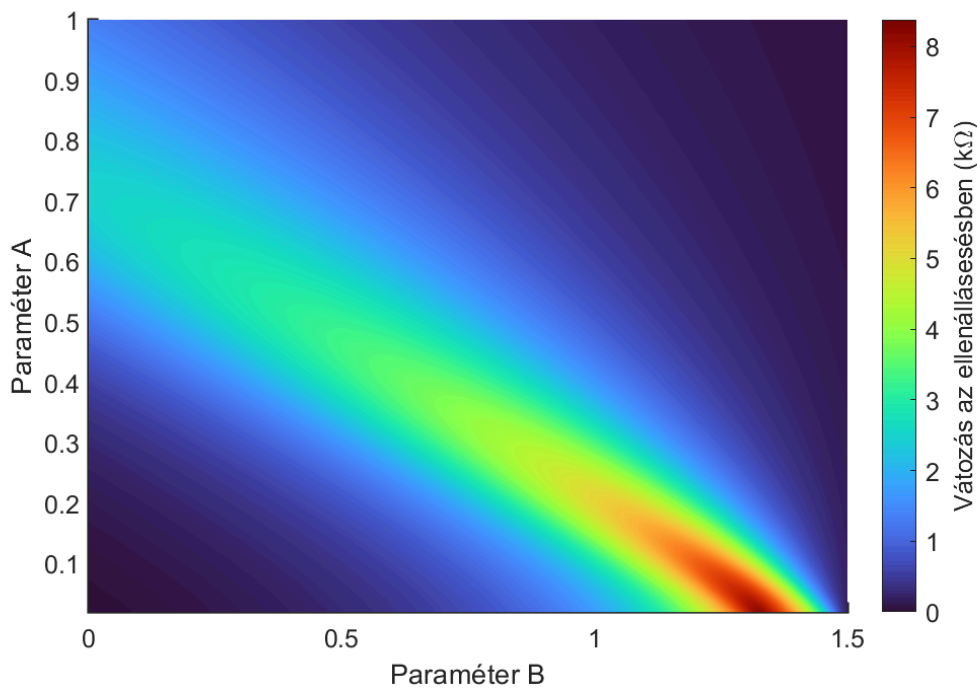
Ebben a szimulációban a memrisztor paramétereit  $A = 0,85; B = 0,02$  -nek választot-

tam, hogy időre érzékenyebb legyen. Továbbá mindegyik impulzus amplitúdója egységesen maradt 1,6 V, annyi különbséggel, hogy az egyik 30 ms helyett 90 ms hosszú volt. Ilyen paraméterek esetén látható a 16. ábrán, hogy amíg a rövidebb impulzusok után a memrisztor vissza tudott térni szinte teljesen az eredeti  $R_{max}$  állapotába, addig a 3. impulzus jelentősen alacsonyabb ellenállású állapotba kapcsolta, és nem tudott a következő impulzus érkezéséig visszaállni az eredetibe. A 3. impulzus hatására a memrisztor ellenállása körülbelül 4.5 k $\Omega$ -val nagyon ellenálláscsökkenést idézett elő. Ez mutatja, hogy az olyan feladatokban is alkalmazhatóak a memrisztorok, ahol feszültségváltozások helyett, inkább időbeli változások detektálása fontos. A 3.4 részben az EKG-jel elemzése során is egy olyan alkalmazásukat mutatom be, ahol a memrisztor idő-érzékenysége lesz szükség. Azt is észre lehet venni az 16. ábrán, hogy a memrisztor nem ragadt lent az alacsony ellenállású állapotában. Ez azért van, mert azáltal, hogy idő-érzékenyebb, a feszültségváltozásokra kevesebb lesz az. Emiatt az előfeszítés nagyságára is. Az előfeszítés hatása sokkal egyformább lesz a rendszerre minden impulzus után, attól függetlenül, hogy milyen ellenállású állapotba került a memrisztor. Mindezek ellenére a rendszer ilyen paraméterek mellett képes a legnagyobb ellenállású különbségeket mutatni a különböző hosszúságú impulzusok között, de lehetséges, hogy egy másik sémával még jobban lehet ezeket a jeleket detektálni.

### 3.3.2. Paraméterek megválasztása

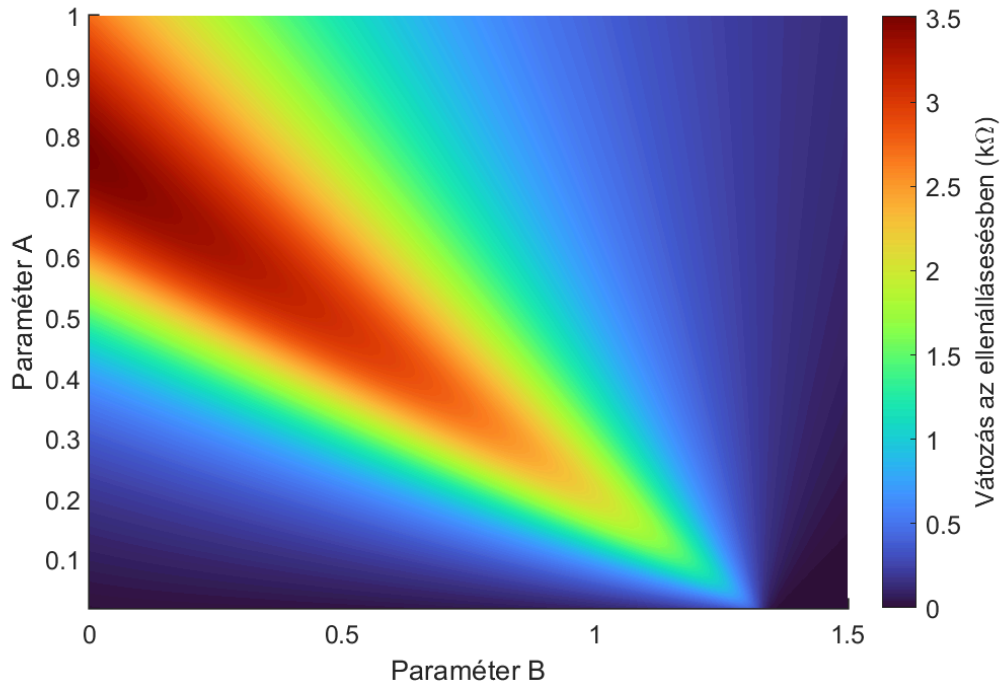
Ebben a részben bemutatom, hogy a választott paraméterek, hogyan befolyásolják a rendszert. Ez értékes információt ad arról, hogy különböző feladatok esetén milyen jellegű memrisztorokat érdemes választani az idősorok kritikus jellegzetességeinek felismeréséhez. Ehhez a következő szimulációt végeztem el. A már előzőekben is bemutatott egy memrisztorból és soros ellenállásból álló rendszerre két különböző jelet küldtem. Ahhoz, hogy a rendszer feszültség-érzékenységet vizsgáljam, különböző A, B paraméterek mellett két különböző amplitúdójú, de azonos hosszúságú impulzusokkal, előfeszítés nélkül kerültek szimulálásra. A hatásuk különböző ellenállás-csökkenést idézett elő a szimulált memrisztorban. A szimulációban az egyik, kisebb impulzus amplitúdója 1,6 V volt, míg a nagyobbik impulzusé 0,2 V-tal volt nagyobb. Hosszuk egységesen 10 ms volt. A mem-

risztorral sorosan kötött ellenállás értéke  $4\text{ k}\Omega$  volt. Továbbá a memrisztor ellenállásának minimum- és maximumértéke az előző szekcióban (3.3.1) is használt  $1\text{ }\Omega$  illetve  $20\text{ k}\Omega$ -nak volt választva. A két impulzus hatására létrejött ellenállásesés különbségét a 17. ábra szemlélteti. Mint látható, a 1 egyenlet "A" meredekségi paraméter lehető legkisebb és a "B" eltolási paraméter relatíve nagy, optimális megválasztásával érhető el a maximális érzékenység a paramétertérben. Így akár  $\sim 8\text{ k}\Omega$  feszültségkülönbséget is elő lehet idézni a két impulzus hatása között.



17. ábra. Szimulált memrisztorok feszültség-érzékenysége  $A$ ,  $B$  paraméter függvényében.

A feszültség mellett, mint az előző 3.3.1 szekcióban is be volt mutatva, az időre is érzékenyek a memrisztorok. Így az előbbieken felvázolt eljárást megismételtem úgy, hogy különböző amplitúdójú impulzusok helyett egységesen  $1,6\text{ V}$ , de különböző hosszúságú  $10\text{ ms}$ ,  $20\text{ ms}$ -os jelekkel voltak meghajtva. A 18. ábrán látható, hogy ebben az esetben, hogyan befolyásolják a szimulációs paraméterek a rendszer idő érzékenységét. Megfigyelhető, hogy ebben az esetben "A" meredekségi paramétert viszonylag nagy, és "B" eltolási paramétert lehető legkisebbnek kellett megválasztani a maximális érzékenység érdekében. Itt a maximálisan előidézhető ellenálláskülönbség a két impulzus hatása között  $\sim 3,5\text{ k}\Omega$  volt. Ebből is látszik, hogy alapvetően érzékenyebbek a memrisztorok feszültségkülönb-



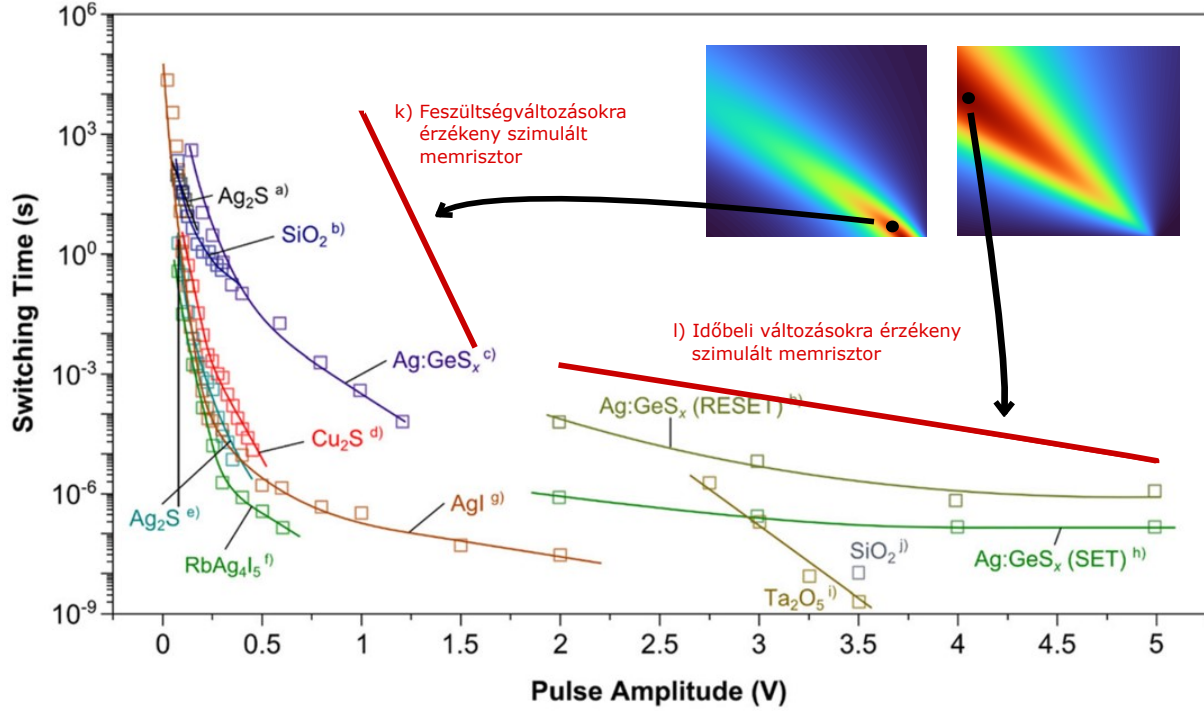
18. ábra. Szimulált memrisztorok idő-érzékenysége  $A$ ,  $B$  paraméter függvényében.

ségekre, de az időbeli különbségek is jelentős különbségeket tudnak előidézni bennük.

Az 17., 18. ábrákon látható, hogy fix paraméter mentén a maximális érzékenység megközelítőleg lineárisan függ a másik paramétertől. Ezek azok a paraméter-kombinációk, amiknek érdemes megválasztani a memrisztor paramétereit, amennyiben az hasonló idő, illetve feszültségkülönbségekre szeretnénk érzékennyé tenni, mint a szimulációban vizsgáltuk. Amennyiben ezek fölötti pontot választunk a paramétertéren, a rendszer nem lesz érzékeny változásokra, mind időben, mind feszültségben. Amennyiben alattuk választunk, úgy túl érzékeny lesz, és bármilyen impulzus a soros ellenálláshoz közeli LRS állapotba kapcsolja őket, így nem lesz jelentős különbség az előidézett ellenállás változásban a két különböző impulzus hatására.

A valóságban gyakran nem választhatunk bármilyen paraméterű memrisztort a feladathoz. Az esetek többségében a memrisztor rendelkezik valamilyen adott belső dinamikával, amit  $A$  és  $B$  paraméter kimérésével megközelítőleg lehet modellezni. Amennyiben a memrisztorhoz tartozó paraméterek a szimuláció szerint nem elég érzékenyek az adott feladathoz, a bemeneti jel skálázásával orvosolható. A skálázás megfelelő választásával elérhető, hogy a fix paraméterekkel rendelkező memrisztív eszközünk alkalmas legyen a

bemeneti jelben lévő kritikus feszültség vagy időbeli változások detektálásában. Ez a tulajdonsága a rendszernek az idősor előrejelzésben és kategorizációs feladatokban is kihasználásra kerül.



19. ábra. Különböző memrisztorok kapcsolási idejének feszültségfüggése, kiegészítve egy egy szimulált feszültség- és idő-érzékeny memrisztorral. [15]

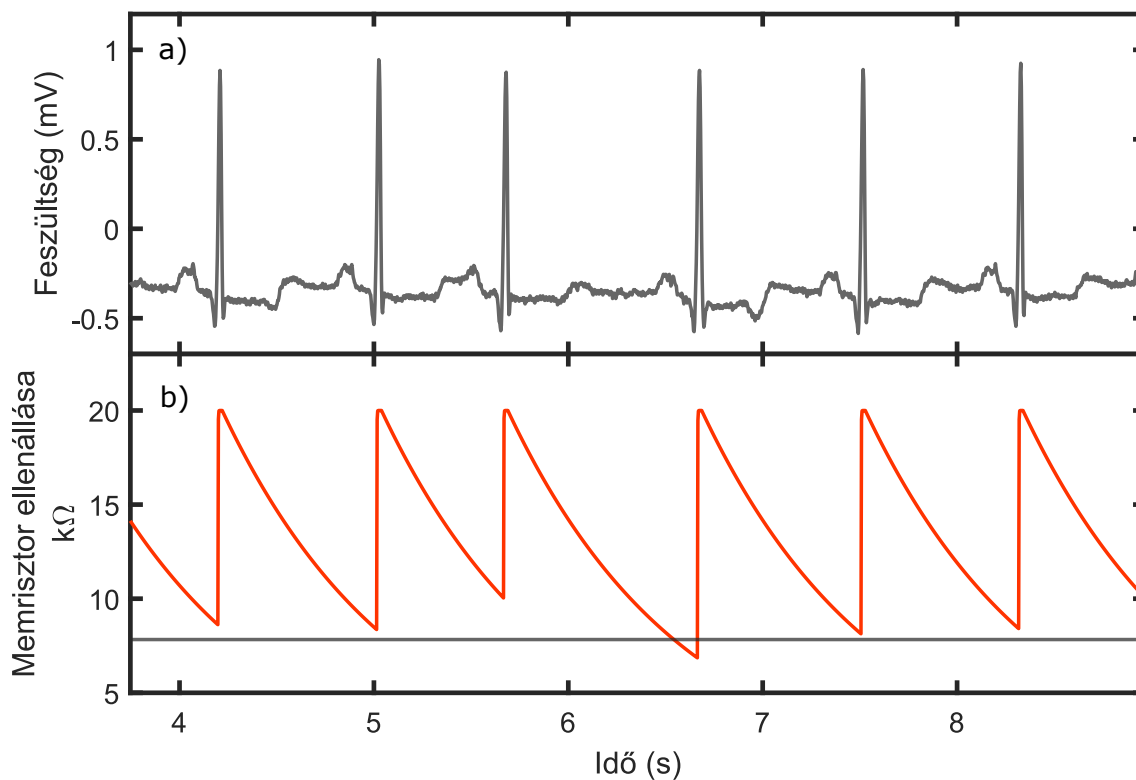
Amennyiben elhelyezzük mindkét paramétertér körülbelüli maximumához tartozó paraméterekkel rendelkező memrisztorokat a 4. ábrán ábrázoljuk a 19 ábrát kapjuk. Az ábrán egy adott "A" és "B" paraméterrel rendelkező memrisztor egyenesének meredeksége  $-1/A$  és tengelymetszete  $B/A$ , az (1) egyenletből adódóan. Jól látható, hogy melyik memrisztorok alkalmasak feszültség-érzékeny feladatokhoz, és melyek az idő-érzékenyekhez. Azok a memrisztorok amelyek meredeksége igen nagy, tengelymetszetük pedig egy véges, a feladattól függő érték, azok szinte kizárólagosan feszültségre érzékenyek. Másképp fogalmazva, ezek a memrisztorok 0-hoz közeli "A" paraméterrel, és egy ennél nagyobb feladattól függő B paraméterrel rendelkeznek. Ezzel szemben azok a memrisztorok, amelyek tengelymetszete (azaz  $B/A$ ) értéke 0-hoz közeli, de meredekségük a feladattól függő, relatívan kis érték, azok szinte kizárólagosan feszültségre érzékenyek. Ezek azok a memrisztorok amelyek viszonylag nagy, de feladattól függő "A" paraméterrel rendelkeznek. Az

ábrán mindkét féle memrisztorból láthatunk több példát is, így a kívánt feladathoz lehet választani ezeket. Például az ábrázolt  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztor a két szélsőség közt helyezkedik el. Így alkalmas lehet mind feszültség-, mind idő-érzékeny rendszerekben.

### 3.4. Szívritmuszavar detektálás és kategorizálás

Gyakorlati példa idősorra az elektrokardiográfiai eljárások közben mért EKG jelek. Az eljárás során mellkasi és végtagi elektródákkal mérik a szív összehúzódása során normális esetben a szív színuszcsonkjából induló ingerületet. A különböző elektródák más-más szögből látják a szív időbeli működését. Ezek az információk adnak támpontot az orvosnak, hogy kiszűrje, ha a páciens szív működésében valamilyen abnormalitás lép fel. A mai napig ennek kiértékelése leggyakrabban az orvos által történik. Szűrővizsgálat során ezt nincs is értelme automatizálni. Azokban az esetekben, amikor a páciens alaposabb vizsgálatára van szükség, akkor gyakran bevett a Holter monitor használata [20]. Ilyenkor a páciens a nap folyamán magán hord egy berendezést, ami rögzíti az EKG jeleit. Amennyiben tüneteket érez, akkor megnyom egy gombot a műszeren, és az orvos kiértékeléskor ezekben az időpillanatokban megnézi, hogy lát-e valami abnormalitást. Ezzel szemben előnyös egy olyan készülék, amely rögtön helyben detektálná és kategorizálná az EKG jelben megjelenő abnormalitásokat, hogy az orvosnak elég legyen ezekre ránéznie. Ez egy tipikus esete egy peremeszköznek, hiszen a páciens nem hordozhat nagy fogyasztású eszközöket magán. Egy ilyen jellegű feladatra kiválóan alkalmas jelölt a dolgozatomban bemutatott memrisztív séma. Mivel az EKG jel mV nagyságrendben van, így ennek erősítésével valós időben lehet a memrisztív áramkörrel elemezni, rendkívül energiatakarékosan.

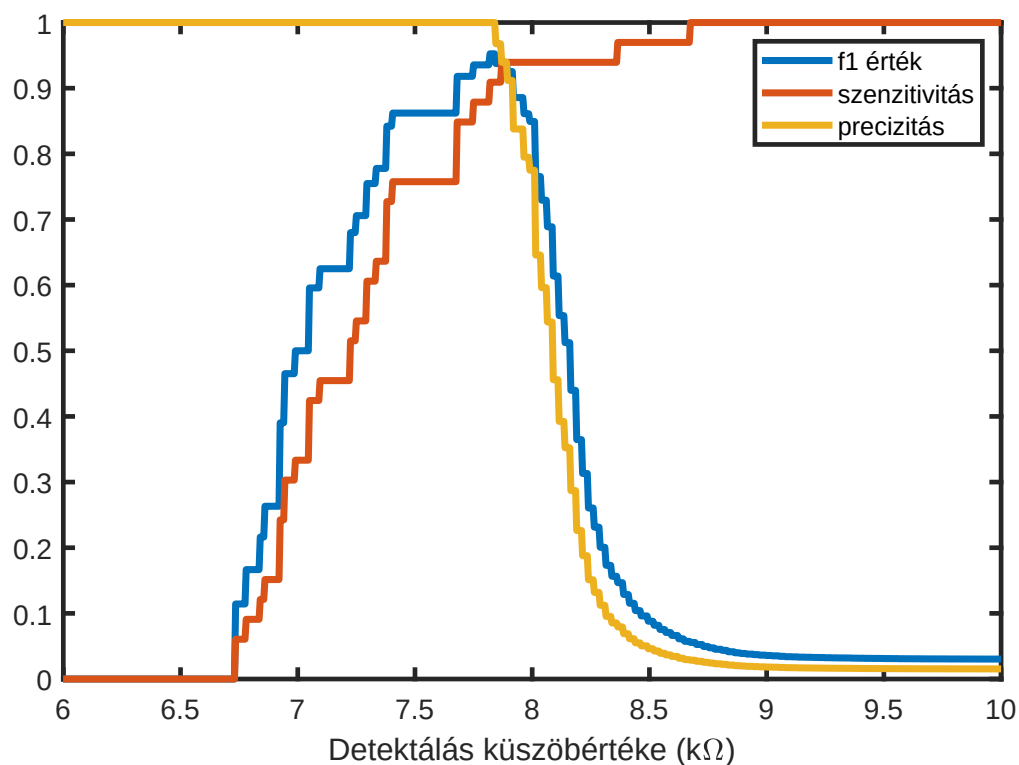
Elsőként a célom az volt, hogy a korai pitvari kontrakció detektálására használjam az eddigiekben tárgyalt memrisztív rendszert. A korai pitvari kontrakció egy hamarabb érkező extra szívdobbanás, ami megzavarja a szív ritmusát. Ehhez a feladathoz szükségem volt kiértékelt EKG jelekre. Ezért a MIT-BIH Arrhythmia Database [21] nevű adatbázist vettem alapul. Ebben 48 darab, fél óra hosszú EKG jel található, különböző szívbetegségekkel rendelkező páciensektől. Ennek az adatbázisnak előnye, hogy mindegyik EKG jel összes szívdobbanása kategorizálva van orvosok által. Ennek segítségével tudtam tanítani a rendszert.



20. ábra. a) EKG jel egy szegmense, amelyben feltűnik korai pitvari kontrakció (3. pulzus).  
b) A memriszor ellenállása az aritmia érkezésének hatására a detektálás küszöbértéke alá esik.

Kiválasztottam egy olyan EKG jelt, amelyben az egészséges szívdobbanásokon kívül kizárólagosan korai pitvari kontrakciók voltak jelen. Ebből a jelből látható részlet a 20/a. ábrán. A 3. látható pulzus korábban érkezik a megszokottnál, ezt hívjuk korai pitvari kontrakciónak. Mint látható, ez egy olyan abnormalitás, ami időbeliségében jelenik meg a pulzusnak, és nem az amplitúdójában. Ezért a szimulációban ehhez a kategorizációs feladathoz egy viszonylag időérzékeny szimulált memrisztort választottam. A memrisztorból és a hozzá sorosan kötött ellenállásból álló rendszert az EKG jel kieresztésével és előjelváltásával hajtottam. Azaz ahol az EKG-jel pozitív értéket vett fel, ott egységesen -2.5 V volt a bemeneti jel, ahol negatív, ott pedig 1 V. Erre a bemeneti jelre néztem a rendszer állapotát. Ennek egy részlete látható a 20/b. ábrán. A korai pitvari kontrakció után később érkezett a következő pulzus, így ekkor a memriszor ellenállása kisebbre kapcsol, mint a normális pulzusok esetén. Amikor ez az ellenállás egy küszöbérték alá esett, akkor

vettem úgy, hogy a rendszer detektált egy korai pitvari kontrakciót. Ennek a küszöbértéknek a meghatározásban segített a 21. ábra. Végig iteráltam a különböző küszöbértékeken, és rögzítettem az ahhoz tartozó igazságmátrixot. Ebből meg tudtam határozni különböző mutatókat, mint az érzékenység, precizitás vagy az  $f1$  érték. Attól függően, hogy mi a célja a kategorizációs sémának, lehet megválasztani, hogy melyik értéket szeretnénk maximalizálni. Amennyiben például azt szeretnénk, hogy ne legyen olyan korai pitvari kontrakció, amelyiket nem detektálja, úgy egy olyan küszöbértéket kell választani, amely esetében az érzékenység 1. Ha viszont az lenne a cél, hogy ne legyen olyan egészséges pulzus, amit abnormalitásnak kategorizál, akkor olyan küszöbértéket kell választani, ahol a precizitás 1. Esetemben inkább az  $f1$  értéket vettem alapul, ami a kettő másik értéknek a harmonikus közepe, esetemben ez az érték 0.951 volt. Általában az irodalomban ezt használják a kategorizációs modellek mérvadó jóságának, mert ez nem függ az adathalmazban lévő negatív és pozitív állapotok arányától. Általánosságban egy jó kategorizációs sémának azt tekintik, ha ez az érték 0,8 fölött van. A 20/a. ábrán látható, ahogyan az  $f1$  érték maximumához tartozó küszöbérték alá esik a memrisztor ellenállása, ezáltal jelezve, hogy abnormalitás lépett fel.



21. ábra. A különböző küszöbértékekhez tartozó érzékenység, precizitás és f1 értékek. A detektálási küszöbértéket az f1 érték maximumához igazítottam.

Ez az eredmény bizonyítja, hogy egy időérzékeny memrisztor elég ahhoz, hogy EKG-jelben jelezze, ha korai pitvari kontrakció lép fel. A rendszer képes volt több mint 99%-os pontossággal kategorizálni a pulzusokat az általam használt EKG-jelen, az f1 értéke 0.951 volt.

## 4. Összefoglaló

A dolgozatomban bemutattam, hogy az irodalomban milyen memrisztív sémákkal elemeztek idősorokat. Majd bemutattam egy alternatív sémát, ami jelentősen kevesebb, mindössze kettő memrisztorral képes előrejelzéseket tenni, valós időben. Szimulációk segítségével demonstráltam, miként használható ki a nem illékony memrisztorok kapcsolási idejének az exponenciális feszültségfüggése, annak érdekében, hogy különböző mértékű memóriahatást lehessen előidézni bennük. Majd ezt a sémát egy korábban is már használt nemlineáris másodrendű dinamikai rendszer előrejelzésére használtam. Ehhez méréseket végeztem  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztorokon, ami során megismerkedtem az ehhez szükséges mérőeszközök működtetésével. A bemutatott memrisztív sémával  $\text{NMSE} = 3.96 \cdot 10^{-3}$  hibájú előrejelzéseket sikerült tennem, ami közeli érték volt az irodalomban elértekhez. A séma előnye az volt, hogy tanítás után valós időben is képes előrejelzéseket tenni, továbbá hogy az irodalomban használt akár 100-as nagyságrendű memrisztorokat tartalmazó sémákkal szembe, mindössze két darab  $\text{Ta}_2\text{O}_5$  memrisztort alkalmazott.

Ezek után bemutattam, hogy hogyan lehet a javasolt sémát akár más feladatokra is használni, más paraméterekkel leírható memrisztorok választásával. Szimuláció segítségével megmutattam, hogy hogyan függ a memrisztor idő- és feszültségérzékenysége az őt leíró A és B paramétertől. Majd ennek fényében a sémát használtam egy időérzékeny kategorizációs feladathoz. Itt egy darab szimulált memrisztor segítségével detektáltam EKG jelben fellépő korai pitvari kontrakciót 99%-os pontossággal, 0.951 f1 értékkel. A dolgozatban bemutatott memrisztív idősorelemző séma mindezért alkalmas lehet peremeszközökbe való integrációra, ahol hagyományos számítástechnikai módszerekkel túl erőforrás-igényes lenne valós időben elemzéseket megvalósítani.

Következő lépésként ennek a sémának az általánosítására fogok törekedni. A 3.2. fejezetben használt idősor-előrejelző rendszer tetszőlegesen bővíthető több memrisztorral komplexebb idősorok előrejelzéséhez. A különböző memrisztorok felejtési idejét egyesével lehet hangolni, így lefedve több nagyságrendnyi felejtési időt, létrehozható olyan rendszer is, amely képes előrejelezni olyan dinamikai rendszereket is, amelyeknél ténylegesen rejtett az időfüggés. Továbbá a rendszer tartalmazhatna különböző paraméterekkel rendelkező memrisztorokat. Így a bemeneti jel akár időbeli, akár feszültségbeli jellemzőit is képes

lenne detektálni. Kutatásomat azzal folytatom, hogy egy ilyen rendszert megvalósítva további aritmiákat tudjon EKG-jelekből kimutatni.

## 5. Saját hozzájárulás

A kutatási témán témavezetőmmel, Molnár Dániellel dolgoztunk a megvalósításon. A 3.2 részben bemutatott idősor előrejelzéshez szükséges mérésekből több százat hajtottam végre. A 15. ábrán bemutatott eredményeket kizárólagosan a saját mérési eredményeim alapján készítettem. Készültek ugyan ezzel az eljárással olyan mérések is a kutatócsoportban, amiket nem én végeztem. A mérési folyamat gyorsaságán javítottam rövid programkódok megírásával, hiszen így automatizálhattam egyes lépéseket.

A dolgozatomban az összes szimulációhoz egy olyan memrisztor modellt használtam, amit már előttem a kutatócsoportban más írt meg. A memrisztor feszültség- és időérzékenységének vizsgálatát, illetve a paramétertér feltérképezését egy általam írt kóddal szimuláltam. Ugyanez igaz a szívritmuszavar-detektálás szimulációjára is. A kódok közül ez lett a legterjedelmesebb, hiszen az adatbázisban található adatokat fel kellett dolgozni, hogy megfelelő formátumúak legyenek, majd a szimuláció után, a kategorizáció pontosságának meghatározása is hosszabb kódot igényelt.

Az eredményként bemutatott összes ábra általam készült.

## 6. Köszönetnyilvánítás

Szeretném kifejezni köszönetemet Molnár Dánielnek a témába és a laborba való bevezetésért, a közös munkáért, és útmutásaiért témavezetőként.

Hálás vagyok Prof. Halbritter Andrásnak az értékes megbeszélésekért, meglátásaiért, és a lehetőségért, hogy a laborban kutathatok.

Továbbá szeretném megköszönni dr. Balogh Zoltánnak a Blender ábrákat amit kölcsönvettem a dolgozatban.

Ez a kutatásom az Innovációs és Technológiai Minisztérium Nemzeti Kutatási, Fejlesztési és Innovációs Alapból finanszírozott ÚNKP-23-1 kódszámú Új Nemzeti Kiválóság Program keretein belül jött létre.

## Hivatkozások

- [1] Mohammed A. Zidan, John Paul Strachan, and Wei D. Lu. The future of electronics based on memristive systems. *Nature Electronics*, 1(1):22–29, January 2018.
- [2] Shuang Pi, Can Li, Hao Jiang, Weiwei Xia, Huolin Xin, J. Joshua Yang, and Qiangfei Xia. Memristor crossbar arrays with 6-nm half-pitch and 2-nm critical dimension. *Nature Nanotechnology*, 14(1):35–39, January 2019.
- [3] Fernando Aguirre, Abu Sebastian, Manuel Le Gallo, Wenhao Song, Tong Wang, J. Joshua Yang, Wei Lu, Meng-Fan Chang, Daniele Ielmini, Yuchao Yang, Adnan Mehonic, Anthony Kenyon, Marco A. Villena, Juan B. Roldán, Yuting Wu, Hung-Hsi Hsu, Nagarajan Raghavan, Jordi Suñé, Enrique Miranda, Ahmed Eltawil, Gianluca Setti, Kamilya Smagulova, Khaled N. Salama, Olga Krestinskaya, Xiaobing Yan, Kah-Wee Ang, Samarth Jain, Sifan Li, Osamah Alharbi, Sebastian Pazos, and Mario Lanza. Hardware implementation of memristor-based artificial neural networks. *Nature Communications*, 15(1):1974, March 2024.
- [4] A.F. Atiya and A.G. Parlos. New results on recurrent network training: unifying the algorithms and accelerating convergence. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(3):697–709, May 2000.
- [5] Chao Du, Fuxi Cai, Mohammed A. Zidan, Wen Ma, Seung Hwan Lee, and Wei D. Lu. Reservoir computing using dynamic memristors for temporal information processing. *Nature Communications*, 8(1):2204, December 2017.
- [6] Suhas Kumar, Xinxin Wang, John Paul Strachan, Yuchao Yang, and Wei D. Lu. Dynamical memristors for higher-complexity neuromorphic computing. *Nature Reviews Materials*, 7(7):575–591, April 2022.
- [7] Matthew D. Pickett, Gilberto Medeiros-Ribeiro, and R. Stanley Williams. A scalable neuristor built with Mott memristors. *Nature Materials*, 12(2):114–117, February 2013.

- [8] Min Zhu, Kun Ren, and Zhitang Song. Ovonic threshold switching selectors for three-dimensional stackable phase-change memory. *MRS Bulletin*, 44(09):715–720, September 2019.
- [9] Ling Chen, Chuandong Li, Tingwen Huang, Xiaofang Hu, and Yiran Chen. The bipolar and unipolar reversible behavior on the forgetting memristor model. *Neuro-computing*, 171:1637–1643, January 2016.
- [10] Stefano Ambrogio, Blanka Magyari-Köpe, Nicolas Onofrio, Md Mahbubul Islam, Dan Duncan, Yoshio Nishi, and Alejandro Strachan. Modeling resistive switching materials and devices across scales. *Journal of Electroceramics*, 39(1-4):39–60, December 2017.
- [11] Regina Dittmann, Stephan Menzel, and Rainer Waser. Nanoionic memristive phenomena in metal oxides: the valence change mechanism. *Advances in Physics*, 70(2):155–349, April 2021.
- [12] Tímea Nóra Török, Péter Makk, Zoltán Balogh, Miklós Csontos, and András Halbritter. Quantum transport properties of tantalum-oxide resistive switching filaments, 2023. Version Number: 1.
- [13] Miklós Csontos, Yannik Horst, Nadia Jimenez Olalla, Ueli Koch, Ivan Shorubalko, András Halbritter, and Juerg Leuthold. Picosecond Time-Scale Resistive Switching Monitored in Real-Time. *Advanced Electronic Materials*, 9(6):2201104, June 2023.
- [14] Stephan Menzel, Stefan Tappertzhofen, Rainer Waser, and Ilia Valov. Switching kinetics of electrochemical metallization memory cells. *Physical Chemistry Chemical Physics*, 15(18):6945, 2013.
- [15] Wenhao Chen, Stefan Tappertzhofen, Hugh J. Barnaby, and Michael N. Kozicki. SiO<sub>2</sub> based conductive bridging random access memory. *Journal of Electroceramics*, 39(1-4):109–131, December 2017.
- [16] Dániel Molnár, Tímea Nóra Török, Roland Kövecs, László Pósa, Péter Balázs, György Molnár, Nadia Jimenez Olalla, Juerg Leuthold, János Volk, Miklós Csontos,

- and András Halbritter. Autonomous neural information processing by a dynamical memristor circuit, 2023. Version Number: 1.
- [17] Jonathan D. Cryer and Kung-Sik Chan. *Time Series Analysis*. Springer Texts in Statistics. Springer New York, New York, NY, 2008.
- [18] John Moon, Wen Ma, Jong Hoon Shin, Fuxi Cai, Chao Du, Seung Hwan Lee, and Wei D. Lu. Temporal data classification and forecasting using a memristor-based reservoir computing system. *Nature Electronics*, 2(10):480–487, October 2019.
- [19] Yanan Zhong, Jianshi Tang, Xinyi Li, Bin Gao, He Qian, and Huaqiang Wu. Dynamic memristor-based reservoir computing for high-efficiency temporal signal processing. *Nature Communications*, 12(1):408, January 2021.
- [20] N. J. Holter and J. A. Generelli. Remote recording of physiological data by radio. *Rocky Mountain Medical Journal*, 46(9):747–751, September 1949.
- [21] G. B. Moody and R. G. Mark. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. *IEEE engineering in medicine and biology magazine: the quarterly magazine of the Engineering in Medicine & Biology Society*, 20(3):45–50, 2001.