

# UMETNI NEVRONI IN NEVROMORFNO UČENJE

ERVIN MUSTAFIĆ

Fakulteta za matematiko in fiziko  
Univerza v Ljubljani

V članku je poudarjena povezava med fizikalnim in biološkim razumevanjem umetnih nevronov in nevromorfnega učenja. Predstavljen je Hodgkin-Huxleyev model akcijskega potenciala, faznih portretov bistabilnih in monostabilnih nevronov ter matematičnega koncepta nevrona. Opisano je tudi področje bioelektronike, njenih uporov s spominom, polimerov z ionskim gelom in umetno zgrajenih nevronov, ki so na primer sposobni spreminjati živčne impulze miši. Na koncu je predstavljen še nevromorfni računalnik, njegova zgodovina in poskusi.

## ARTIFICIAL NEURONS AND NEUROMORPHIC COMPUTING

In this article, the connection between the physical and biological understanding of artificial neurons and neuro-morphic learning is highlighted. The Hodgkin-Huxley model of the action potential, the phase portraits of bistable and monostable neurons, and the mathematical concept of the neuron are presented. The field of bioelectronics is also described — its memristors, ionic-gel polymers, and artificially constructed neurons that, for example, are capable of modulating muscle nerve impulses in mice. Finally, the neuromorphic computer, its history, and various experimental efforts are introduced.

### 1. Uvod

Nevron (tudi *neuronus* ali ganglijska celica) je živčna celica, ki sprejema, prevaja in predeluje vzbujeno stanje [1]. Je osnovni gradnik človeških možganov, hrbtenjače in preostalega živčnega sistema. Njihove interakcije med njimi samimi in z ostalimi celicami določajo naše obnašanje, vedenje, komunikacijo, razmišljanje, doživljanje čustev ipd. [2].

Nevron ima štiri glavne predele: dendrite, akson (imenovan tudi nevrin), živčne končiče in telo (ali somo). Dendriti so razvejani del nevrona, preko katerih dobi nevron signal iz okolice. Ta razvejanost omogoča, da se lažje ovijejo ob sosednje nevrone (ali bolj žargonsko: tvorijo sinapse), zaradi česar je signal bolj zanesljiv. Ta se nato obdelava v telesu nevrona in če je dovolj močen, se sproži električni impulz, ki mu rečemo akcijski potencial. Le-ta se nato prenese preko nevrina vse do živčnih končičev.

Nevrin je pogosto obdan s posebno izolirajočo mielinsko ovojnico, ki je na določenih odsekih presekana. Tem rečemo Ranvierovi začetki. Ker električni impulz preko izolatorja ne more potovati, začne preskakovati preko Ranvierovih začetkov [2]. S tem se hitrost prenašanja signala bistveno poveča, lahko celo z 10 m/s na 150 m/s [3]. Akcijski potencial potuje vse do živčnih končičev. Živčni končiči sprostijo molekule, ki jim pravimo nevrottransmiterji. Ti nato potujejo do naslednjega nevrona preko sinapse, v naslednjem nevronu pa se ustrezno vežejo, s čimer pridemo do dendritov naslednjega nevrona in cikel se ponovi [2, 4]. Vsak nevron ima na stotine sinaptičnih povezav. Obstajata dve vrsti sinaps, in sicer kemična sinapsa, ki smo jo spoznali zgoraj, ter električna sinapsa. Pri električni sinapsi si nevrona delita membrano tako, da lahko ioni prvega prosto prehajajo v drugega. Je tudi hitrejša od kemične sinapse [4]. Zavedajmo se, da nevroni vedno delujejo kot skupina, zato govorimo o nevronskih mrežah, hkrati pa se med seboj močno razlikujejo. Zanesljivo jih ločimo po nevrottransmiterjih, ki jih izločajo. Negotovost ločevanja pa se s kompleksnostjo organa (npr. v možganih) občutno poveča [5].

Umetni nevroni poskušajo posnemati delovanje bioloških nevronov. Prvi poskus je bil McCulloch-Pittsov umetni nevron [6], ki je v poenostavljeni matematični obliki opisal delovanje nevrona. Nato

so v petdesetih letih z iznajdbo perceptrona že dosegli, da je računalnik preko asociacij prepoznaval vzorce v vhodnih signalih [7]. Šele v osemdesetih letih 20. stoletja so na podlagi statistične fizike postavili teoretične temelje, na podlagi katerih so nastale prve nevronske mreže, kot jih poznamo danes. Uporaba paralelnega procesiranja in velikega števila umetnih nevronov je pripeljala do globokih nevronskih mrež, ki danes olajšajo analizo podatkov ali pa se celo same učijo. To niso edini umetni nevroni. Danes je vse več zanimanja za izdelavo umetnih nevronov, ki jih lahko vgradimo v človeška telesa in s tem izboljšamo kakovost življenja [6, 7, 8, 9, 10, 11].

V članku najprej predstavim fizikalni model Hodgkin-Huxleya [12], ki poveže membranski potencial nevrona s prehajanjem ionov. S tem dobimo opis potovanja akcijskega potenciala vzdolž nevrona. Zaradi lažje obravnave se ta model poenostavi, s čimer pridemo do bistabilnih in monostabilnih nevronov ter histereze. Ta model nato razširim na skupine nevronov, kar vodi do makroskopske slike opisa nevronskih mrež. V poglavju 3 opišem pojem nevromorfnega učenja in umetne nevrone. V podpoglavjih nato še predstavim dosežke s področja bioelektronike in nevromorfni računalnik.

## 2. Fizikalni model nevrona

V nevronih so raznovrstni ioni, najpomembnejša izmed njih sta natrij in kalij [13]. Ti se nahajajo tako znotraj kot izven nevrona, pri čemer je v notranjosti prebitek negativnih ionov [13]. Vmesna plast je membrana, fosfolipidni dvosloj. Membrana ima svoj potencial, pri čemer potencial mirovnega stanja znaša  $-70$  mV [14].

### 2.1 Pristop Hodgkin-Huxleya

Predpostavimo, da je nevron krogelno simetrično telo. Recimo, da imamo ob danem trenutku zunaj nevrona ob membrani pozitivne ione, znotraj nevrona ob membrani pa negativne [13]. Če rečemo, da je membrana neprepustna, se količina ionov zunaj in znotraj membrane ohranja. Ta razlika ionov povzroči električno polje čez membrano, to polje pa je povezano z membranskim potencialom  $V$ . Ohranjanje ionov lahko tolmačimo kot ohranjanje naboja  $e$  na našem krogelno simetričnem telesu. To efektivno pomeni, da membrana shranjuje električno energijo. Zato lahko s pomočjo slike 1 zapišemo

$$e = CV,$$

kjer  $C$  predstavlja kapaciteto celične membrane. Ker se s časom membranski potencial lahko spreminja, velja [12]

$$\frac{de}{dt} = C \frac{dV}{dt}. \quad (1)$$

Vidimo, da je nevron v tem približku kar idealen kondenzator. Za boljši opis moramo upoštevati še selektivno prepustnost membrane, za kar so med drugim odgovorni ionski kanali. Le-ti imajo v celični membrani vlogo upornika, sam pretok ionov skozi te ionske kanale pa je odvisen od števila odprtih kanalov in gonilne sile. Gonilno silo izpeljemo po naslednjem sklepu: zaradi različnih koncentracij istovrstnih ionov zunaj in znotraj membrane pride do pojava difuzije čez membrano. Ker pa so ioni nabiti delci, deluje med njimi še elektrostatska sila. Ko je ta uravnotežena z difuzijo, dobimo ravnovesni membranski potencial  $E_{\text{ion}}^{\text{ravn}}$ . Tok ionov prečno skozi membrano  $I_{\text{ion}}$  lahko povežemo z  $E_{\text{ion}}^{\text{ravn}}$  kot

$$I_{\text{ion}}(V) = g_{\text{ion}} (E_{\text{ion}}^{\text{ravn}} - V), \quad g_{\text{ion}} = \overline{g_{\text{ion}}} p, \quad p \in [0, 1], \quad (2)$$

pri čemer izraz v oklepaju definiramo kot gonilno silo,  $g_{\text{ion}}$  pa predstavlja prevodnost. Enačba (2) je kar Ohmov zakon. Ta prevodnost  $g_{\text{ion}}$  opisuje odprtost ionskih kanalov in jo lahko razpišemo kot  $\overline{g_{\text{ion}}} p$ , pri čemer  $\overline{g_{\text{ion}}}$  predstavlja prevodnost stanja, ko so vsi kanali odprti in  $p$  verjetnost, da je kanal odprt [12].

Ionski kanali so sestavljeni iz še manjših struktur, ki jim rečemo vrata. Ta se odzivajo na električno polje, ki se ustvari preko membrane. Vsaka vrata so lahko ali odprta ali zaprta in velja, da je ionski kanal odprt, ko so vsa njegova vrata odprta. Vrata so v ionskem kanalu postavljena zaporedno [15, 16].

Naj bo  $n$  verjetnost, da so neka vrata odprta. Če je  $(1 - n)$  verjetnost, da so vrata zaprta, velja [12]:

$$\frac{dn}{dt} = \alpha(1 - n) - \beta n, \quad (3)$$

kjer faktor  $\alpha$  [1/s] določa spremembo iz zaprtega v odprto stanje in faktor  $\beta$  [1/s] nasprotno. Hodgkin in Huxley sta faktorja določila popolnoma eksperimentalno. V enačbo (4) vnašamo  $V$  v enotah [mV]. Za kalij velja

$$\alpha_n(V) = 0.01 \frac{V + 10}{e^{\frac{V+10}{10}} - 1}, \quad \beta_n(V) = 0.125 e^{\frac{V}{80}}. \quad (4)$$

Recimo, da je ionski kanal sestavljen iz štirih vrat. Potem je verjetnost, da je kanal odprt,  $n^4$ . To potenco sta tudi Hodgkin in Huxley uporabila pri regresiji svojih eksperimentalnih podatkov med preučevanjem kalijeve črpalke [12]. Tako sta že takrat pravilno ugotovila, da je kalijev ionski kanal sestavljen iz štirih vrat [12]. Na sliki 2 vidimo simulirano strukturo kalijevega ionskega kanala Kv1.2, ki ima s štirimi različnimi barvami označena štiri različna vrata. Velja  $\text{ion} \in (\text{K}, \text{Na}, \text{dodatno})$ , pri čemer je oznaka za kalij K in natrij Na. Oznaka *dodatno*

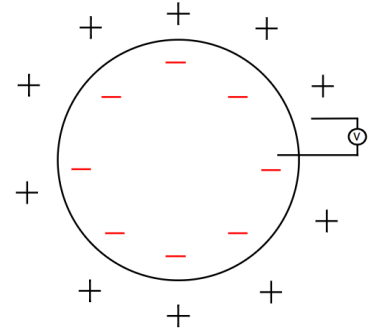
**Slika 2.** Prikaz strukturne oblike kalijevega ionskega kanala Kv1.2, kjer barve označujejo štiri vrata. Vir: [17].

predstavlja ione drugih vrst ali pa signal sosednjega nevrona. Sedaj lahko v enačbo (2) vstavimo za kalijev ion  $I_K(V) = \overline{g_K} n^4 (E_K^{\text{rav}} - V)$ , kjer je  $E_K^{\text{rav}}$  eksperimentalno določen in ga najdemo v bazi podatkov.

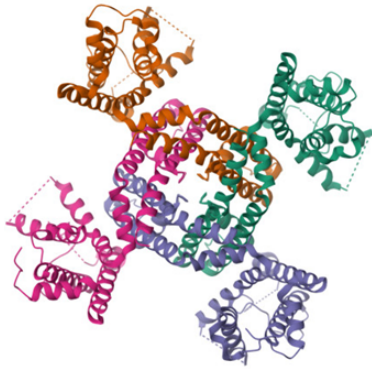
Za natrij se lotimo izpeljave z istim formalizmom. Izkaže se, da natrijev ionski kanal nima štirih identičnih vrat. Ima tri vrata ene vrste in ena vrata druge vrste. Tako ne moremo več pisati verjetnosti  $n^4$  kot pri kaliju, lahko pa zapišemo verjetnost  $m^3 h$ , pri čemer  $m$  predstavlja vrata ene vrste in  $h$  vrata druge vrste. Ker sta natrij in kalij najpomembnejša iona, lahko združimo enačbe (1), (2), (3) za primer kalija z vrati vrste  $n$  in natrija z vrati vrste  $m$  ter  $h$ . Dobimo sistem diferencialnih enačb

$$\begin{aligned} C \frac{dV}{dt} &= I_K + I_{\text{Na}} + I_{\text{dodatno}}, \\ \frac{dn}{dt} &= \alpha_n(1 - n) - \beta_n n, \\ \frac{dm}{dt} &= \alpha_m(1 - m) - \beta_m m, \\ \frac{dh}{dt} &= \alpha_h(1 - h) - \beta_h h. \end{aligned} \quad (5)$$

Vse konstante  $\alpha_i, \beta_i$ , kjer  $i \in (n, m, h)$ , so eksperimentalno določene.



**Slika 1.** Skica k izpeljavi.

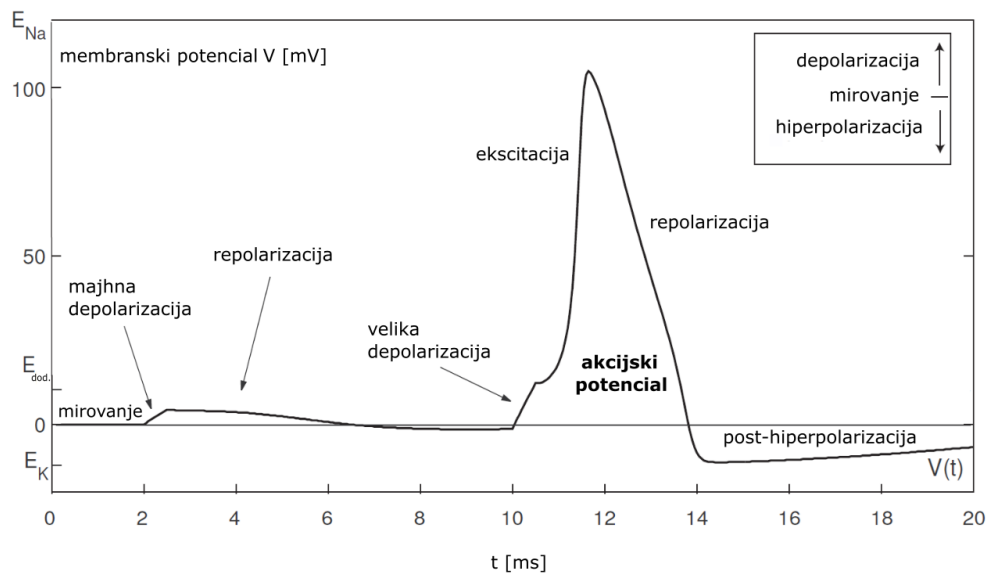


### 2.1.1 Akcijski potencial

Vezava nevrottransmitterja na dendrite sproži spremembo  $V$ . Ta se širi po nevronu v obliki električnega signala, ki mu rečemo akcijski potencial.

Narava zgornje fizikalne obravnave je ravno opis ionskih kanalov, ki se odpirajo po membrani nevrone. S tem se koncentracije ionov na zunanji in notranji strani membrane spreminjajo in ustvarjajo različne membranske potenciale tekom nevrone. Natrijevi ioni potujejo ob membrani in povzročijo, da se začnejo odpirati sosednji ionski kanali. S tem se  $V$  povečuje. Ko doseže vrednost  $-50\text{ mV}$ , rečemo, da smo dosegli prag akcijskega potenciala. S tem dobimo izredno velik sunek napetosti. Preko odpiranja kalijevih ionskih kanalov pa se  $V$  manjša, vse do ravnovesne vrednosti membranskega potenciala [14, 18].

Okoli potencialne vrednosti, ki ji rečemo prag, se začnejo odpirati natrijevi ionski kanali, kar še poveča membranski potencial. Okoli največje potencialne vrednosti pa se začnejo odpirati kalijevi ionski kanali in zapirati natrijevi, s čimer se membranski potencial zniža do ravnovesne vrednosti [19]. Na sliki 3 vidimo shemo delovanja akcijskega potenciala.



**Slika 3.** Na sliki vidimo časovni razvoj membranskega potenciala  $V(t)$  ob majhni depolarizaciji in veliki depolarizaciji. Za ustrezno oblikovanje akcijskega potenciala je potrebna dovoljšna depolarizacija. Prirejeno po: [21].

### 2.2 Razširitev na nevronske mreže

Za opis nevronske mreže v najpreprostejši sliki pogosto predpostavimo, da so nevronske celice valjaste oblike. Lahko rečemo, da je nevron cilindrična transmissijska linija.

Velja, da akcijski potencial teče vzdolž aksona, pri čemer lahko nekaj ionov zaradi prepustnosti membrane akson zapusti. Ti odtekajoči tokovi so tako posledica uporov v membrani kot tudi same kapacitete membrane. Velja difuzijska enačba za odvisnost  $V = V(x, t)$

$$\lambda^2 \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} = \tau \frac{\partial V}{\partial t} + V, \quad (6)$$

pri čemer je  $\lambda$  značilna dolžina in  $\tau$  značilni čas potovanja  $V$  [20]. Obe količini sta odvisni od kapacitete in upora membrane. Izpeljava je opisana v dodatku 5.

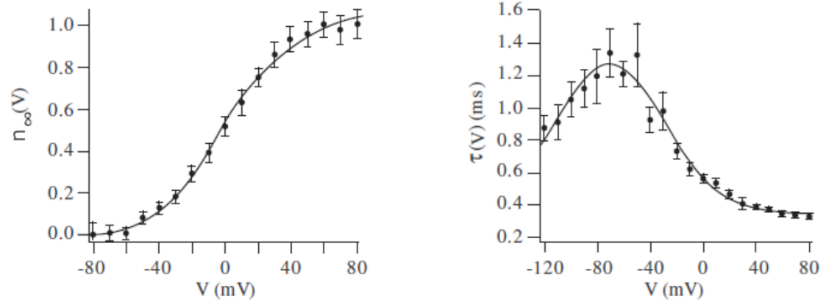
Kot primer si lahko pogledamo naslednje: v ravnovesnem stanju je rešitev enačbe (6) eksponentno padajoča funkcija  $V(x) = V(x=0)e^{-x/\lambda}$ .

### 2.3 Poenostavitev Hodgkin-Huxleyevega modela

Ker si je sistem diferencialnih enačb (5) za opis prevajanja električnega impulza težko predstavljati, se lahko vprašamo, ali lahko problem poenostavimo. Predstavljamo si, da odpiranje in zapiranje posameznih vrat v ionskem kanalu slej kot prej doseže stanje, pri katerem se vrata odpirajo in zapirajo z isto frekvenco. Z malo preurejanja (3) za kalijeva vrata velja

$$\frac{dn}{dt} = \frac{n_{\infty} - n}{\tau_n}, \quad n_{\infty} = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}, \quad \tau_n = \frac{1}{\alpha + \beta},$$

kjer  $n_{\infty}$  predstavlja verjetnost, da so vrata v ravnovesju odprta in  $\tau_n$  značilni čas, pri katerem je doseženo ravnovesje [21]. Iz literature preberemo, da so karakteristični časi kalijevih vrat  $\tau_n = 3.7$  ms in natrijevih vrat  $\tau_m = 0.009$  ms ter  $\tau_h = 0.71$  ms [21]. Posledično lahko rečemo, da namesto diferencialne enačbe za  $dm/dt$  upoštevamo kar  $m_{\infty}$ , ki jo vstavimo v enačbo za membranski potencial nevrona. Iz bioloških podatkov še opazimo, da za normalno delovanje nevrona vrata  $h$  niso pomembna in jih lahko zanemarimo [21]. Tako pridemo le do dveh enačb. Zaradi enostavnosti reševanja enačb zapišimo namesto  $n^4$  kar  $n$ . Izkaže se, da s tem še vedno ustrezno opišemo delovanje kalijevih ionskih kanalov. Tako dobimo



**Slika 4.** Levo: odvisnost  $n_{\infty}(V)$ . Desno: korespondenčni značilni čas  $\tau_n(V)$ . Prirejeno po: [21].

membranski potencial nevrona. Iz bioloških podatkov še opazimo, da za normalno delovanje nevrona vrata  $h$  niso pomembna in jih lahko zanemarimo [21]. Tako pridemo le do dveh enačb. Zaradi enostavnosti reševanja enačb zapišimo namesto  $n^4$  kar  $n$ . Izkaže se, da s tem še vedno ustrezno opišemo delovanje kalijevih ionskih kanalov. Tako dobimo

$$\begin{aligned} C \frac{dV}{dt} &= \bar{g}_K n (E_K^{\text{ravn}} - V) + I_{\text{dodatno}}, \\ \frac{dn}{dt} &= \alpha_n (1 - n) - \beta_n n. \end{aligned} \quad (7)$$

#### 2.3.1 Fazni portret poenostavljenega dinamičnega sistema

Za konec tega poglavja si pogledjmo še fazni portret poenostavljenega dinamičnega sistema. Vsaka puščica predstavlja smer spreminjanja sistema skozi čas. Imamo dve spremenljivki: membranski potencial  $V$  na abscisni in delež odprtih vrat kalijevih ionskih kanalov  $n$  na ordinatni osi. Vpeljimo še dve ravnovesni krivulji: na prvi velja  $dV/dt = 0$ , na drugi pa velja  $dn/dt = 0$ . Točka mirovanja na sliki 5 pomeni stabilno ravnovesje, bela točka desno od nje pa se imenuje sedlo.

Fazni portret razdelimo na dve območji. Eno območje imenujemo limitni cikel, na sliki 5 je obarvan sivo. Zaobjema ga krivulja, imenovana separatrissa. Na tem območju imamo zaporedna vzbujenja, torej konstantna proženja, kar se vidi na sliki 5 spodaj. Izven tega območja pa imamo prehode do stabilnega stekališča. Med njima lahko prehajamo s perturbacijami iz okolice. Težnja je, da ko enkrat nevron preide v sivo območje na sliki 5, tam tudi ostane do ponovne perturbacije. Ker nevron lahko dlje časa ostane v tem stanju, lahko temu rečemo kar histereza. To pomeni, da imajo nevroni spomin [21]. Nevronom, ki lahko prehajajo med stanjem mirovanja in zaporednega vzbujanja, pravimo bistabilni nevroni.

Če separatrissa seka stabilno ravnovesje, dobimo še t.i. monostabilne nevrone. Ti nimajo histereze, zato moramo, če hočemo z njimi začeti zaporedna vzbujenja, spremeniti fazni portret. To

naredimo tako, da v enačbi (7) spremenimo vrednost  $I_{\text{dodatno}}$ . Temu postopku se reče bifurkacija, kar pomeni, da lahko število presečišč ločilnih krivulj povečamo ali zmanjšamo. Na ta način lahko presečiščem spreminjamo lastnost, npr. naredimo prehod iz stabilnega ravnovesja v nestabilnega. Omenimo samo bifurkacije Andronov-Hopf, pri katerih nastopi povišana membranska napetost. Vendar to ni akcijski potencial, saj ne doseže dovolj visoke vrednosti  $V$ . Pri zelo močni perturbaciji lahko dobimo celo nihanja pod pragom akcijskega potenciala [21].

Bistvo nevrodinamike je torej v tem, da smo matematično pokazali obstoj histereze, kar implicira, da imajo nevroni spomin [21]. To predstavlja skupni temelj med fizikalnim modelom in biološkimi ugotovitvami.

### 3. Nevromorfnu učenje

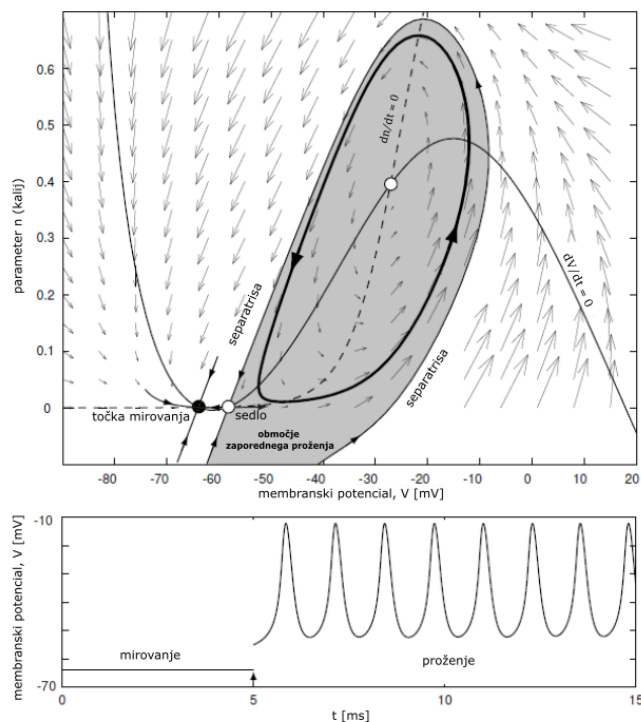
Nevromorfnu učenje je pristop k računskim operacijam z uporabo ugotovitev o delovanju nevronov in možganov z nevrofiziološkega vidika, ki smo jih opisali v prejšnjem poglavju. Nevromorfnu računalnik je naprava, ki uporablja tudi umetne nevrone, ki niso le matematični konstrukti. Lahko jih povezujemo z ostalimi, tako neživimi kot živimi komponentami [8, 9].

Nevroni so izredno zapleteni osnovni gradniki. Že pri samem programiranju umetnih nevronov naletimo na neskladje: nevroni namreč za sporazumevanje uporabljajo tudi kemične sinapse [4]. Z malo inovativnosti je raziskovalcem uspelo najti celo ustrezne matematične funkcije, ki to komunikacijo dobro opišejo [8, 9].

Cilj nevromorfnega učenja ni dobesedno posnemanje/kopiranje možganov, ampak uporaba znanja o možganih na praktičnih primerih. Tu nastopi miselni preskok, da kljub temu, da nevromorfnu računalniki dajejo podobne rezultate kot možgani, to še vedno ne pove ničesar o delovanju možganov (kvečjemu obratno). Sam način nevromorfnega računanja je v tem, da je računanje močno porazdeljeno po osnovnih gradnikih. Nekako tako, kot so možgani sestavljeni iz velikega števila nevronov [8, 9].

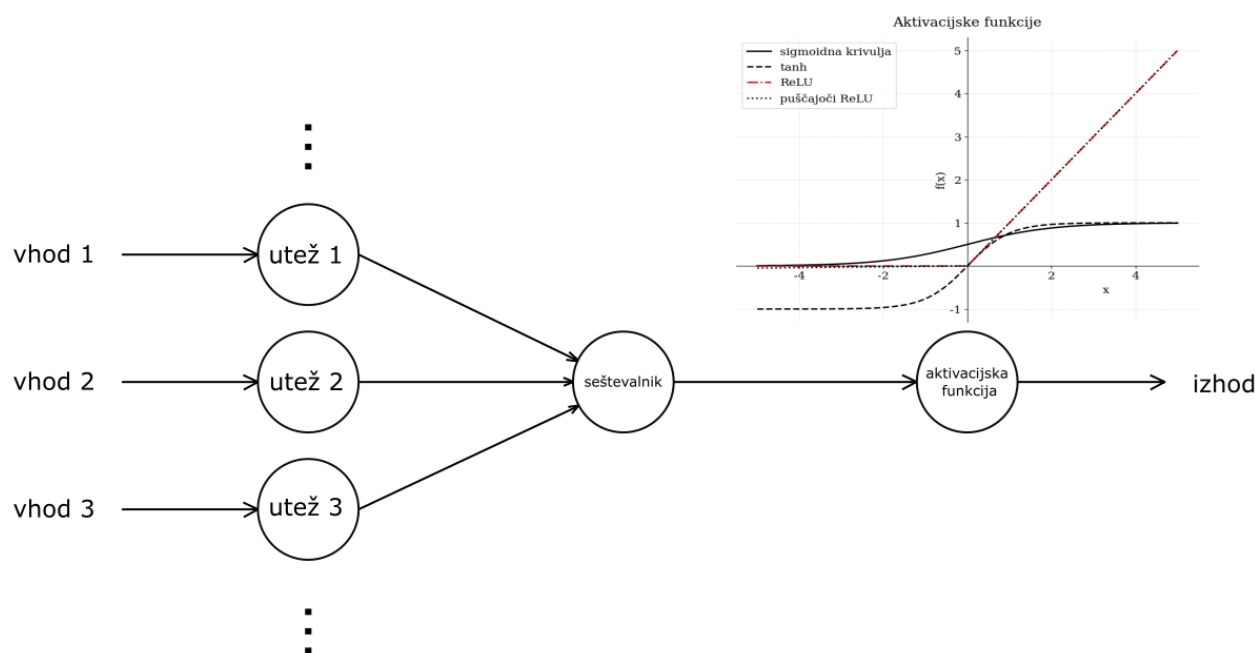
#### 3.1 Umetni nevroni

Za uporabo v računalnikih moramo biološki opis nevrona prepisati v računalniško sliko. Vhodni signal je analogen vhodnemu signalu nevrona pri dendritih. Uteži so računalniški termin, ki pomeni intenziteto/zanesljivost sklapljanja med nevronoma in so analog sklapljanju dveh bioloških nevronov. Izhod je analog akcijskemu potencialu, ki potuje po aksonu. Na sliki 6 vidimo shemo delovanja, skupaj z dodatnim opisom aktivacijske funkcije [6, 10].



**Slika 5.** Zgoraj: slika prikazuje odvisnost  $n(V)$ . Če delujemo na naš nevron v mirovnem stanju z majhno zunanjo perturbacijo, ga lahko spravimo v območje zaporednega proženja, saj začne krožiti okoli nestabilnega stekališča (okoli bele pike v sivem območju). Spodaj: prehod bistabilnega nevrona iz stanja mirovanja (belo območje) v območje zaporednega proženja (sivo območje). Prirejeno po: [21].





**Slika 6.** Shema delovanja umetnega nevrona. Aktivacijska funkcija predstavlja prag akcijskega potenciala in je nelinearna funkcija (lahko je npr. sigmoidna krivulja, stopničasta funkcija – odvisno od vrste problema, ki ga rešujemo) [6, 10].

Obstaja še model nevrona, imenovan McCulloch-Pittsov nevron. Ta lahko sprejema več vhodnih signalov, odda pa le en izhodni signal. V nevronskih mrežah, zgrajenih s tem modelom, se vsi nevroni aktivirajo istočasno. Če je število vhodnih vzbujevalnih signalov nad nekim pragom, potem je izhodni signal enak ena, v nasprotnem primeru pa je izhodni signal enak nič [6, 10].

Umetne nevrone uporabljamo za prepoznavanje vzorcev v velikih podatkovnih strukturah. Na njih so zgrajeni tudi osebni asistenti na naših pametnih telefonih: Siri, Cortana in ostali. Zavedajmo se, da so umetni nevroni centralna procesna enota in da nimajo spomina. Imajo kvečjemu zunanje, torej za razliko od bioloških nevronov niso odvisni od prejšnjih vhodnih signalov [22]. Če hočemo ustvariti fizične umetne nevrone, moramo spoznati področje, imenovano bioelektronika.

## 3.2 Bioelektronika

Bioelektronika je interdisciplinarno področje, ki združuje biologijo in elektroniko [11, 23]. Med dosežke bioelektronike sodijo biosenzorji, memristorji, elektroforeza, Hodgkin-Huxleyev model, protetika, vnašanje elektrod v telo, možganski čipi idr. Opisal bom dva zanimiva koncepta, in sicer memristor kot četrti člen temeljnega elektronskega opusa (poleg upornika, kondenzatorja in tuljave) ter polimer, obdan z ionskim gelom [23].

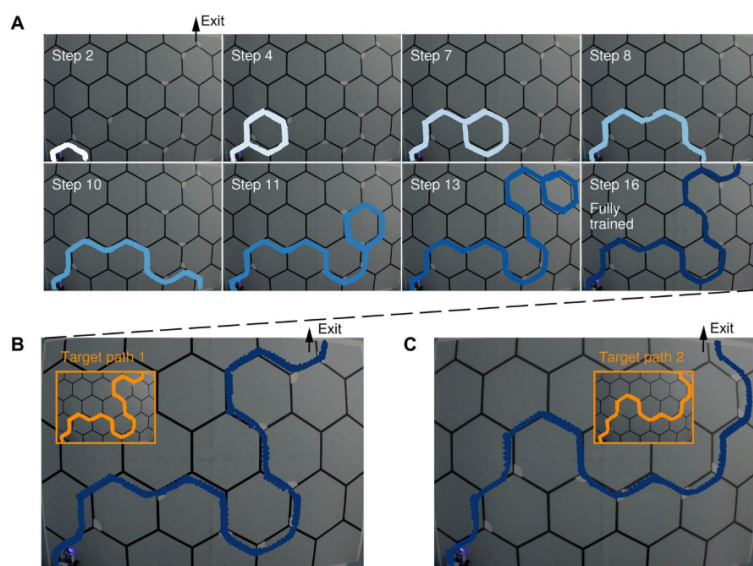
### 3.2.1 Memristor

Memristor ali pomnilniški upornik je pasivni dvopolni nelinearni element, ki povezuje električni naboj in magnetni pretok [24]. Ideja v ozadju je, da ko tok teče skozi element v eni smeri, upor s časom narašča, ko teče v nasprotni smeri, pa se zmanjšuje. Če tok pade na vrednost nič, ko izključimo gonilno napetost, element ohrani zadnjo vrednost upora. Ko tok spet začne teči, je upor elementa enak nazadnje doseženi vrednosti. Za razliko od navadnega upora ima memristor dinamično povezavo med tokom in napetostjo [24].

Tako obnašanje zelo dobro ponazarja spominski del nevrona. S tem memristor, za razliko od umetnih, matematičnih nevronov, sam po sebi nosi informacije o preteklosti. Ideja povezovanja

memristorja z živčevjem je, da ga vezemo med sosednja nevrona. Sam preklaplja napetost med stanjema  $E_+$  (visoka prevodnost) in  $E_-$  (nizka prevodnost). Ko akcijski potencial enega nevrona pride do njegovih živčnih končičev, memristor preskoči v stanje  $E_+$ , kar naznanja večjo sinaptično utež in s tem pomnjenje signala. Ko signal preide do drugega nevrona, memristor preskoči v stanje  $E_-$ , s čimer se zniža sinaptična utež. Pride dobesedno do brisanja signala. Ravno kar smo opisali sinaptično lastnost, da se struktura spreminja v odvisnosti od okoliških dražljajev [11]. S takšnim pristopom lahko direktno beremo živčne signale, kar predstavlja zanimivo priložnost za kompatibilnost med elektroniko in možgani [6, 10].

### 3.2.2 Polimeri, obdani z ionskim gelom



**Slika 7.** Na sliki vidimo poskuse potovanja robota. Začel je levo spodaj, priti pa mora do točke desno zgoraj. Vir: [25].

stikalo. Ta stikala so nato povezali med seboj v t.i. organsko nevromorfno vezje. Ugotovili so, da njihov biološki tranzistor potrebuje 20-krat manj energije kot silicijev tranzistor. Na robota so vezali še dva senzorja, ki zaenkrat še nista biološke narave, in sicer enega, ki vidi, in drugega, ki je občutljiv na dotik. Na podlagi teh dražljajev se je organsko nevromorfno vezje ustrezno spreminjalo. Ko se je njegovo vezje plastično preuredilo, je lahko to isto vezje poslalo signal v telo robota z dvema kolesi, s katerima se premika po prostoru [25].

Nato so izvedli poskus: robota so postavili na heksagonalno mrežo in ga pustili, da sledi črnim črtam, v upanju, da pride do cilja na drugi strani mreže (slika 7). V prvem poskusu je robot v vsakem križišču zavil desno, dokler se ni zaletel v steno. To je zaznal senzor za dotik, ki je poslal električni signal do možganskega čipa. Ta signal je povzročil zmanjšanje upora v možganskem čipu na enem mestu, zaradi česar je prišlo do večjega prehajanja ionov iz tega območja možganov v drugega. Tako se je robot učil in po 16 poskusih le uspel priti do cilja [25].

Opisani poskus predstavlja enostavno, a zelo učinkovito implementacijo nevroplastičnosti. Še več: takšni biološki tranzistorji – in v končni fazi možganski čipi – porabljajo bistveno manj energije kot silicijevi, kar je zelo ugodno tako za uporabnika kot za okolje.

Imke Krauhausen in njena raziskovalna skupina z inštituta Max Planck za raziskave polimerov so izdelali nevromorfni čip iz organskega materiala. Ta material je polimer, ki je dolga veriga ogljikovih atomov. Je mehek, s čimer posnema človeška telesa in ima spomin [25]. Kot smo ugotovili pri fizikalnem opisu nevrona, potrebujemo za prenos živčnih signalov ione. Zato so raziskovalci polimer obdali z ionskim gelom. Nato so iz polimerov izdelali tranzistor, s čimer so dobili neke vrste biološko



### 3.3 Umetni nevron, na katerega se veže dopamin

Poglejmo si še poskus T. Wanga in njegove raziskovalne skupine [26]. Uspelo jim je narediti umetni nevron, ki je sposoben sprejemati in oddajati nevrottransmitterje, kar predstavlja mejnik pri nevromorfem učenju in procesiranju signalov s pomočjo bioelektronike. Sestavni del tega umetnega nevrona je dopaminsko elektrokemični senzor iz ogljikovega nanomateriala. Nanj se veže dopamin iz sosednje nevronske celice, kar povzroči električni tok skozi vezje. Ta tok teče do memristorja, ki se mu zaradi toka spremeni upornost. Ob premajhni količini dopamina na elektrokemičnem senzorju ostane upor memristorja na zadnji aktivni vrednosti, dokler se dopamin ponovno ne veže. Ko pa se upor dvigne nad določen prag, se sproži grelec, ki segreje temperaturno občutljiv hidrogel, v katerem je vezan dopamin. Ta se nato sprosti in veže na sosednjo celico [26].

Nato so raziskovalci opravili še eksperiment z nevronskimi povezavami miši. Povezali so umetni nevron s tistim mišjim živcem, ki je odgovoren za premik noge. To so tudi zaznali in ugotovili, da je večja koncentracija dopamina korelirana z večjim odmikom noge. S tem so pokazali, da umetni nevron ustrezno oponaša delovanje bioloških nevronov [26].

### 3.4 Nevromorfni računalniki

Prvi poskus simuliranja nevronskih mrež sega že v leto 1956 [7] (štiri leta po iznajdbi Hodgkin-Huxleyevega modela), ko je podjetje IBM simuliralo nevronske mreže 512 nevronov. Nevroni sprva niso delovali sinhrono, vendar so se že čez nekaj časa med seboj uskladili. Nekaj let za tem so razvili arhitekturni model Pandemonium [7, 27], ki je iskal vzorce v vhodnih signalih. Učil se je sproti. Enote, ki so pravilno razvrščale vzorce, je obdržal, ostale pa odstranil. Pandemonium je lahko celo prepoznaval vzorce, za katere ni bil priučen [27]. V igro je prišel še algoritem Perceptron [7], ki je poleg nadzora podatkov in sposobnosti sprejemanja odločitev lahko še interpretiral in predvidel, kaj se bo zgodilo z okolico, tako kot to počnejo možgani. Toda oba modela biološkega fenomena prepoznavanja vzorcev sta propadla, saj sta imela omejeno računsko moč [7].

V 80. letih 20. stoletja smo prišli do ideje procesiranja s paralelno porazdelitvijo [7], kar je vodilo do nevronskih in globokih nevronskih mrež, kot jih poznamo in uporabljamo danes. Še več: danes smo prišli do novega pojmovanja možganov. Ljudje so eksperimentirali z vstavljanjem elektrod v možganski predel, zadolžen za vid, in na tak način omogočili slepi osebi, da je videla nekaj svetlega, čeprav na njeno oko ni padla nobena svetloba [7].

Zanimivo je tudi to, da algoritmi vsakdanjih nevronskih mrež niso v potankost razumljeni. Kljub temu dobivamo z različnimi nevronskimi mrežami ter bioelektronskimi pristopi podobne rezultate, kot jih dajejo naši možgani [7].

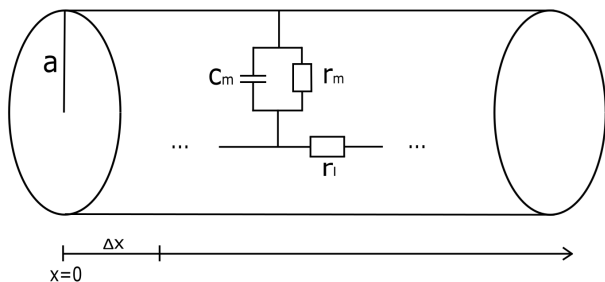
## 4. Zaključek

V članku sem se usmeril na preplet med biološkim in fizikalnim svetom. Vidimo, da je področje umetnih nevronov in nevromorfologije izredno plodno. Iznajdba memristorja in umetnega nevrona, ki se odziva na kemične molekule, predstavlja sposobnost integracije tehnologije v človeška telesa, kar ponuja možnost večje kakovosti življenja.

Za konec podam še naslednji razmislek: možgani, vsaj kolikor smo ugotovili do sedaj, verjetno ne sledijo nekemu načelu ali zakonu, kako bi morali biti strukturirani in delovati. So rezultat nečesa drugega, evolucije. Možgani so polni zanimivih simetrij in lastnosti, medtem pa so umetni nevroni in nevromorfni produkti precej natančno dorečeni in sledijo matematičnim načelom.

## 5. Dodatek: izpeljava difuzijske enačbe za širjenje električnega signala

Predpostavimo, da so dendriti in aksoni valjasti. V vsakem valju je večje število RC vezij, pri čemer  $c_m$  predstavlja kapaciteto membrane in  $r_m$  upor membrane. Vzdolž valja poteka še en vodnik z uporom, ki predstavlja upor citoplazme  $r_l$ . Na ta vodnik so vezana vsa RC vezja, hkrati pa  $r_l$  označuje število RC vezij (slika 8).



**Slika 8.** Valj s polmerom  $a$ , membransko kapaciteto  $c_m$ , membranskim uporom  $r_m$  in uporom citoplazme  $r_l$ .

Definirajmo upor membrane  $R_m$  v enotah  $[\Omega\text{m}^2]$  in kapaciteto membrane na površinsko enoto membrane  $C_m$   $[\text{F}/\text{m}^2]$ . Uvedimo še  $r_m$  in  $c_m$ , ki sta z  $R_m$  in  $C_m$  povezana preko

$$r_m = \frac{R_m}{2\pi a}, \quad c_m = C_m 2\pi a.$$

Večji kot je polmer  $a$ , tem večje je območje za tok ionov iz nevrona, zato se  $r_m$  manjša. Hkrati pa večje območje pomeni več prostora za shranjevanje naboja in s tem večji  $c_m$ . Intuitivno gledano si lahko večanje  $a$  predstavljamo kot dodajanje novih vodnikov, po katerih lahko tok teče. V takšnem vezju je z vsakim dodanim vodnikom upornost manjša.

Vpeljimo še upor citoplazme  $r_l$  kot

$$r_l = \frac{\rho_l}{\pi a^2},$$

pri čemer  $\rho_l$   $[\Omega\text{m}]$  predstavlja specifični upor citoplazme. Ko večamo  $a$ , se tudi ta upor manjša.

Predstavljajmo si naslednje: imamo samo tok vzdolž valja, kar pomeni, da je  $r_m = \infty$ . Naj bo

tudi brez kapacitete,  $c_m = 0 \text{ F/m}$ . Vhodni signal na točki  $x = 0 \text{ m}$  potuje vzdolž  $x$  osi in velja

$$\Delta V = -i_l r_l \Delta x,$$

pri čemer je  $i_l$  tok vzdolž valja. V limiti  $\Delta x \rightarrow dx$  dobimo

$$\frac{\partial V}{\partial x} = -i_l r_l. \quad (8)$$

Sedaj dovolimo, da je membrana prepustna ( $r_m \neq \infty$ ). Skozi takšno membrano lahko sedaj prehaja tok  $i_m$ , ki pa je za razliko od  $i_l$  definiran na dolžinsko enoto. Na nekem intervalu  $\Delta x$  ga lahko izstopi

$$\Delta i_l = -i_m \Delta x,$$

in za  $\Delta x \rightarrow dx$  sledi

$$\frac{\partial i_l}{\partial x} = -i_m. \quad (9)$$

Tok  $i_m$  predstavlja vsoto dveh tokov: izstopajočega toka skozi ionske kanale  $i_r$  in toka, ki nastane zaradi polnjenja ali praznjenja membranskega kondenzatorja  $i_c$ . Velja

$$i_c = c_m \frac{\partial V}{\partial t}, \quad i_r = \frac{V}{r_m}, \quad i_m = i_c + i_r, \quad (10)$$

pri čemer je  $V$  membranski potencial. Če sedaj vstavimo enačbi (10) in (8) v enačbo (9), dobimo

$$\boxed{\frac{1}{r_l} \frac{\partial^2 V}{\partial x^2} = c_m \frac{\partial V}{\partial t} + \frac{V}{r_m}.}$$

Uvedemo lahko še značilni čas  $\tau = c_m r_m$  in značilno dolžino  $\lambda = \sqrt{r_m / r_l}$  [20]. Večji kot je  $r_m$  ali manjši kot je  $r_l$ , večja je tudi  $\lambda$  in manj toka bo zapustilo valj. Z drugimi besedami, tok po valju prepotuje daljšo razdaljo. Čas  $\tau$  predstavlja časovni potek spreminjanja  $V$ . Večji kot je  $r_m$  ali  $c_m$ , več časa potrebujemo za spremembo  $V$ .

## LITERATURA

- [1] Slovenski medicinski slovar – Univerza v Ljubljani, Medicinska fakulteta, *nevron*, spletna stran: <https://www.termania.net/slovarji/slovenski-medicinski-slovar/5509412/celica?tl=126&query=celica&SearchIn=All>, ogled: 1. 5. 2025.

- [2] A. Woodruff, *What is a neuron?*, spletna stran: <https://qbi.uq.edu.au/brain/brain-anatomy/what-neuron>, ogled: 1. 5. 2025.
- [3] National Institutes of Health, *Increased Conduction Velocity as a Result of Myelination* - NCBI, spletna stran: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK10921/>, ogled: 1. 5. 2025.
- [4] T. C. Südhof, C. S. Sherrington in E. Kandel, *Synapse*, spletna stran: <https://www.britannica.com/science/synapse>, ogled: 1. 5. 2025.
- [5] Queensland Brain Institute, *Types of neurons*, spletna stran: <https://qbi.uq.edu.au/brain/brain-anatomy/types-neurons>, ogled: 1. 5. 2025.
- [6] W. S. McCulloch in W. Pitts, *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*, Bulletin of Mathematical Biology **52** (1990), 99–115.
- [7] M. Cobb, *The Idea of the Brain*, Profile Books LTD, 2021.
- [8] IBM, *The chips of tomorrow may well take inspiration from the architecture of our brains*, spletna stran: <https://research.ibm.com/blog/what-is-neuromorphic-or-brain-inspired-computing>, ogled: 1. 5. 2025.
- [9] R. D. Caballar, *What is neuromorphic computing?*, spletna stran: <https://www.ibm.com/think/topics/neuromorphic-computing>, ogled: 1. 5. 2025.
- [10] Q. Jiang in M. Liu, *Recent Progress in Artificial Neurons for Neuromodulation*, J. Funct. Biomater **15** (2024), 214–227.
- [11] L. Yu, X. Li, C. Luo, Z. Lei, Y. Wang, Y. Hou, M. Wang in X. Hou, *Bioinspired nanofluidic iontronics for brain-like computing*, Nano Research **17** (2024), 503–514.
- [12] A. L. Hodgkin in A. F. Huxley, *A Quantitative Description of Membrane Current and its Applications to Conduction and Excitation in Nerve*, J. Physiol. **117** (1952), 500–544.
- [13] National Institutes of Health, *Physiology, Action Potential* - StatPearls, spletna stran: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK538143/>, ogled: 1. 5. 2025.
- [14] Queensland Brain Institute, *Action potentials and synapses*, spletna stran: <https://qbi.uq.edu.au/brain-basics/brain/brain-physiology/action-potentials-and-synapses>, ogled: 1. 5. 2025.
- [15] J. Huettnner, *ion channel*, spletna stran: <https://www.britannica.com/science/ion-channel>, ogled: 1. 5. 2025.
- [16] C. M. Armstrong, *Gating currents*, spletna stran: [http://www.scholarpedia.org/article/Gating\\_currents](http://www.scholarpedia.org/article/Gating_currents), ogled: 1. 5. 2025.
- [17] W. Yu in F. J. Sigworth, *Voltage gated potassium ion channel Kv1.2 in Potassium*, spletna stran: <https://www.rcsb.org/structure/8VC6>, ogled: 1. 5. 2025.
- [18] Lumen, *Resting Membrane Potential*, spletna stran: <https://courses.lumenlearning.com/wm-biology2/chapter/resting-membrane-potential/>, ogled: 1. 5. 2025.
- [19] Lumen, *Action Potential*, spletna stran: <https://courses.lumenlearning.com/wm-biology2/chapter/action-potential/>, ogled: 1. 5. 2025.
- [20] J. Braun, *Theoretical Neuroscience I, Lecture 7: Modeling morphology*, spletna stran: [https://bernstein-network.de/wp-content/uploads/2021/02/07\\_Lecture\\_07\\_Modelling-morphology.pdf](https://bernstein-network.de/wp-content/uploads/2021/02/07_Lecture_07_Modelling-morphology.pdf), ogled: 1. 5. 2025.
- [21] E. M. Izhikevich, *Dynamical Systems in Neuroscience, The Geometry of Excitability and Bursting*, The MIT Press, 2007.
- [22] R. Vidiyala, *Neural Networks with Memory*, spletna stran: <https://medium.com/towards-data-science/neural-networks-with-memory-27528a242b78>, ogled: 1. 5. 2025.
- [23] Merck, *Bioelectronics*, spletna stran: <https://www.sigmaaldrich.com/SI/en/applications/materials-science-and-engineering/bioelectronics>, ogled: 1. 5. 2025.
- [24] M. Bharathi, Z. Wang, B. Guo in B. Balraj, *Memristors: Understanding, Utilization and Upgradation for Neuromorphic Computing*, Nano **15** (2020), 1–15.
- [25] I. Krauhausen, D. A. Koutsouras, A. Melianas, S. T. Keene, K. Lieberth, H. Ledaniseur, R. Sheelamanthula, A. Giovannitti, F. Torricelli, I. McCulloch, P. W. M. Blom, A. Salleo, Y. van de Burgt in P. Gkoupidenis, *Organic neuromorphic electronics for sensorimotor integration and learning in robotics*, Science Advances **7** (2021), 1–8.
- [26] T. Wang, M. Wang, J. Wang, L. Yang, X. Ren, G. Song, S. Chen, Y. Yuan, R. Liu, L. Pan, Z. Li, W. R. Leow, Y. Luo, S. Ji, Z. Cui, K. He, F. Zhang, F. Lv, Y. Tian, K. Cai, B. Yang, J. Niu, H. Zou, S. Liu, G. Xu, X. Fan, B. Hu, X. J. Loh, L. Wang in X. Chen, *A chemically mediated artificial neuron*, Nature Electronics **5** (2022), 586–595.
- [27] O. G. Selfridge, *Pandemonium: A paradigm for pattern recognition*, National Physical Laboratory Symposium no. 10 (1958), 513–526.