Spiking Neural Networks for Classification

Formal Methods in Software Engineering

Craciun Florin, Dan Alexandru, Dumitrescu Nicolle, Vizinteanu Teodora

Ce este un ANN? (Artificial Neural Network)

Artificial Neural Networks

- Reţele de noduri, reprezentând neuronii din creierul nostru, conectate prin muchii – sinapsele din creierul nostru
- Neuronii primesc datele de input care sunt folosite ca parametrii unei funcții unde sunt luate în calcul și ponderile
- Sinapsele sunt muchiile dintre neuroni, fiecare având o pondere care influențează următorul nod

Ce este un SNN? (Spiking Neural Networks)

Ce este un SNN? (Spiking Neural Network)

Definiție:

Un SNN este un tip de rețea neuronală artificială inspirată de funcționarea creierului biologic. Informația este transmisă prin **impulsuri electrice discrete** numite *spikes*, nu prin valori continue.

Caracteristici cheie:

- Neuronii trimit semnale doar când o anumită valoare de prag este atinsă.
- o Timpul dintre impulsuri este esențial pentru codificarea informației.
- o Simulează mai realist comportamentul creierului uman.

Ce este un SNN? (Spiking Neural Network)

- Diferența față de rețelele tradiționale (ANN):
 - ANN: Semnal continuu (valori reale)
 - SNN: Semnal discret în timp (spikes → 0 sau 1, cu semnificație temporală)
- Relevanţă:
 - Mai eficient energetic
 - o Permite procesare asincronă, bazată pe evenimente
 - Ideal pentru hardware neuromorfic şi aplicaţii în timp real

Limitari ale SNN-urilor

- Complexitatea antrenarii din cauza sincronizarii spike-urilor si modificarea ponderilor
- Necesita putere mare de calcul, comparativ cu celelalte tipuri de retele neuronale
- Ajustarea valorilor parametrilor pot schimba foarte usor performanta modelului

Diferența față de rețelele tradiționale (ANN):

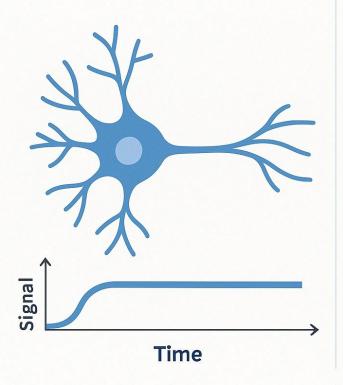
Neuron ANN (Artificial Neural Network)

- Neuron cu ramificaţii: Reprezintă un neuron artificial tradiţional, inspirat de cel biologic, care procesează informaţia în mod continuu.
- Săgeată orizontală: Indică direcția fluxului de informație –
 Intrare → Neuron → Ieşire.
- Graficul de jos (semnal continuu):
 - Axă orizontală: Timp
 - Axă verticală: Nivelul semnalului
 - Linia netedă arată cum ieşirea neuronului ANN este o valoare continuă (ex: între 0 şi 1), calculată la fiecare pas.

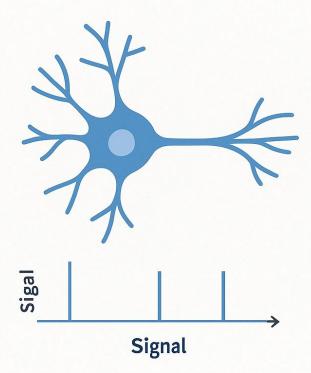
Dreapta – Neuron SNN (Spiking Neural Network)

- Neuron cu ramificaţii: Reprezintă un neuron SNN, care funcţionează mai asemănător cu un neuron biologic.
- Săgeată orizontală: Direcția semnalului Intrare → Neuron
 → leşire, dar semnalul este transmis doar când se produce un
 "spike".
- Graficul de jos (spikes):
 - Axă orizontală: Timp
 - Axă verticală: Prezența unui impuls
 - Liniile verticale indică momentele în care neuronul a "emis" un spike (semnal 1), iar în rest e tăcere (semnal 0).
 - Codificarea informației este bazată pe momentul apariției impulsurilor, nu pe o valoare continuă.

ANN Neuron



SNN Neuron



Ce este membrana neuronală (în SNN)?

Ce este membrana neuronală (în SNN)?

Definiţie:

 Membrana neuronală este componenta care separă interiorul neuronului de exterior si joacă un rol esenţial în generarea impulsurilor electrice (spikes).

• Rol în SNN (Spiking Neural Networks):

- Funcționează ca un **filtru pasiv**, acumulând potențialul de membrană.
- Când potențialul atinge un prag de activare, neuronul generează un spike.
- După un spike, membrana trece printr-o perioadă de refracție în care nu poate răspunde imediat la noi semnale.
- Model matematic simplificat (LIF Leaky Integrate-and-Fire):
 - Se acumulează semnale electrice în timp.
 - Se "scurg" parțial (leaky), simulând pierderile reale.
 - Pragul este atins ⇒ apare spike ⇒ resetare.

Ce este membrana neuronală (în SNN)?

Modelul LIF - Leaky Integrate-and-Fire

Ce este LIF?

LIF este un model simplificat, dar eficient, folosit pentru a
simula comportamentul unui neuron biologic într-o rețea
SNN. Acesta descrie modul în care neuronul integrează
semnale și decide când să emită un spike.

Componentele modelului LIF:

1. Integrate

(Integrare):

- Neuronul primește impulsuri de la alți neuroni (semnale de intrare).
- Acestea sunt acumulate sub formă de potențial de membrană.
- o Creșterea potențialului este influențată de:
 - Intensitatea semnalelor primite si frecvenţa cu care sosesc

2. Leaky (Scurgere):

- Potențialul nu se păstrează la infinit.
- O parte din semnal se pierde treptat în timp (decădere exponențială).
- Asta simulează pierderile naturale de tensiune din biologie.

3. Fire (Declanşare):

- Când potențialul acumulat depășește un prag de activare, neuronul emite un spike.
- După spike, potențialul se resetează la o valoare inițială.
- Urmează o perioadă refractară în care neuronul nu poate "trage" din nou imediat.



Neuron ilustrat

- Un neuron biologic/simulat în SNN.
- Semnalul electric se propagă prin membrana acestuia.
- Rolul membranei este de a acumula şi controla potenţialul electric interior.

Grafic: Potențialul de membrană în timp

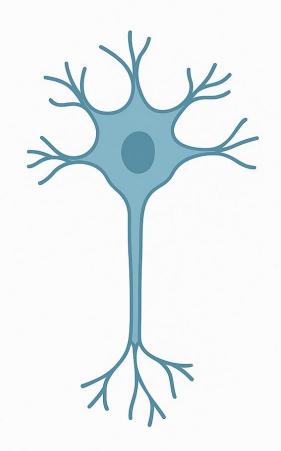
- Axa verticală: Potențialul de membrană măsoară "tensiunea" electrică internă.
- **Axa orizontală**: *Timpul* evoluția potențialului în timp.
- Curba neagră:
 - Reprezintă acumularea semnalelor de intrare.
 - Când linia atinge linia punctată (pragul de activare), neuronul declanşează un spike (impuls).

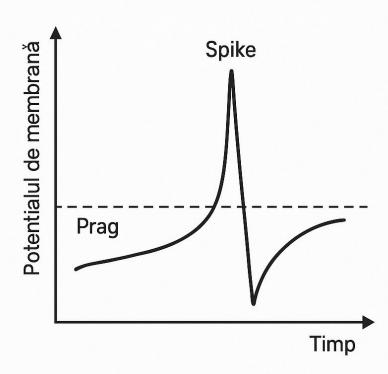
Spike:

- o Reprezentat ca o crestere bruscă a curbei.
- După spike, urmează o scădere (resetare), care simulează perioada refractară a neuronului.

Linia punctată:

Pragul de activare – dacă potențialul ajunge aici, neuronul "focusează" (spikează).





Antrenarea unui SNN

- Se parcurg mai multe epoci de antrenare
- Se face rate encoding pe imagini adica le transformam in impulsuri
- Se calculeaza pierderea, adica diferenta dintre predictii si etichetele reale
- Folosim algoritmul de backpropagation pentru a ajusta ponderile

```
net.train()
running_loss = 0
correct = 0
total = 0
for batch_idx, (images, labels) in enumerate(train_loader):
    images = images.to(device)
    labels = labels.to(device)
    images = images.view(batch_size, -1)
    images = rate_encode(images, time_steps)
    optimizer.zero_grad()
    outputs = net(images)
    out_sum = outputs.sum(0)
    loss = loss_fn(out_sum, labels)
    loss.backward()
    optimizer.step()
    running_loss += loss.item()
    _, predicted = out_sum.max(1)
    total += labels.size(0)
    correct += predicted.eq(labels).sum().item()
```

for epoch in range(num_epochs):