

УДК 004.032.26

*Кисіль К.О., здобувач**Державний університет «Київський авіаційний інститут»*

ІМПУЛЬСНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ З ГІБРИДНИМ КОДУВАННЯМ ДЛЯ ОБРОБКИ ПОТОКОВИХ ДАНИХ У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

Імпульсні нейронні мережі (Spiking Neural Networks, SNN) є перспективним підходом до обробки поточкових даних, оскільки дозволяють представляти інформацію у вигляді часових послідовностей імпульсів. На відміну від класичних нейронних мереж, де використовується статичне числове представлення, у SNN інформація кодується моментами виникнення спайків, що дає змогу враховувати часову структуру сигналу та його динаміку.

Сучасні методи кодування в SNN мають певні обмеження [1, 2]. Частотне (rate) кодування добре відображає середню інтенсивність сигналу, однак ігнорує швидкі зміни. Часове кодування є чутливим до точного моменту виникнення імпульсів, але менш стійким до шуму. Тобто кожен із підходів відображає лише окремі характеристики сигналу, що може призводити до втрати частини інформації [1].

У спайкових нейронах інформація формується шляхом накопичення впливу імпульсів, що надходять у різні моменти часу. Часова залежність внеску імпульсу описана функцією

$$\alpha(t) = \frac{t}{\tau} e^{1-\frac{t}{\tau}},$$

що показує залежність ваги імпульсу від моменту його виникнення. Це дозволяє враховувати різні часові характеристики сигналу та створює передумови для комбінування підходів до кодування.

Тому доцільно використовувати гібридне кодування, яке поєднує change-based (Delta-Sigma) та rate-кодування. У підході Delta-Sigma імпульс генерується при перевищенні сигналом адаптивного порогу:

$$s(t) \begin{cases} 1, & x(t) > r(t) \\ 0, & \text{інакше} \end{cases},$$

$$r(t+1) = r(t) + s(t) - \Delta,$$

де $r(t)$ – адаптивний рівень сигналу. Такий механізм виділяє швидкі зміни сигналу.

У свою чергу rate-кодування описує амплітуду сигналу через ймовірність генерації імпульсу:

$$p(t) = \frac{1}{1 + e^{-x(t)}}$$

$$b(t) \sim \text{Bernoulli}(p(t)),$$

де імпульси виникають стохастично, а їх середня частота відображає рівень сигналу. Це забезпечує збереження інформації про повільні зміни та загальну інтенсивність сигналу [2].

Комбіноване представлення сигналу можна подати як:

$$S = \{t_i, f, ISI_i\},$$

де t_i – моменти імпульсів, f – частотні характеристики, ISI_i – інтервали між імпульсами. Такий підхід дозволяє інтегрувати часову та частотну інформацію в єдиному представленні.

Інтервали між імпульсами визначаються як:

$$ISI_i = t_i - t_{i-1}$$

і відіграють важливу роль у аналізі динаміки сигналу. Для їх урахування вагові коефіцієнти задають залежно від часу:

$$W_i = \beta e^{t_i} \text{ або } W_i = \frac{\beta}{e^{t_i}},$$

що дозволяє регулювати чутливість нейрона до ранніх або пізніх імпульсів. Формування вихідного імпульсу нейрона описується виразом:

$$t_{out} = \frac{V_{th}\tau + \sum t_i v_i}{w\tau + \sum v_i},$$

що дозволяє інтегрувати внесок різних імпульсів у часі.

Гібридне кодування забезпечує більш інформативне представлення сигналу, оскільки поєднує переваги різних підходів: Delta-Sigma підкреслює швидкі зміни, тоді як gate-кодування відображає середню інтенсивність. Це дозволяє підвищити стійкість до шуму та покращити роздільну здатність класів.

Таким чином, гібридні імпульсні нейронні мережі забезпечують ефективну обробку поточкових даних у реальному часі, оскільки дозволяють одночасно враховувати як швидкі, так і повільні компоненти сигналу при збереженні низької обчислювальної складності.

Список використаних джерел:

1. Spiking neural networks for efficient temporal data processing. *Electronics*. 2023. Vol. 12, No 19. URL: <https://www.mdpi.com/2079-9292/12/19/3992>
2. Maass W. Spiking neural networks: Learning, applications and analysis. *Neural Networks*. 1997. Vol. 10, No 9. P. 1659–1671. URL: https://www.researchgate.net/publication/266144130_Spiking_Neural_Net_works_Learning_Applications_and_Analysis