

## Особенности применения импульсных нейронных сетей в задачах регрессии

*Е.В. Алымова*

*Российская таможенная академия (Ростовский филиал), Ростов-на-Дону*

**Аннотация:** В статье представлен анализ применения импульсных нейронных сетей третьего поколения для решения задач регрессии. Рассмотрены основные модели импульсных нейронов (модель интегрирующего нейрона с утечкой, Ижикевича, Ходжкина-Хаксли) с точки зрения их вычислительной сложности и применимости к регрессионным задачам. Проанализированы методы кодирования вещественных данных в последовательности импульсов: частотное, временное и популяционное кодирование. Особое внимание уделено методам декодирования выходных импульсов в непрерывные значения, включая частотное декодирование, декодирование по времени первого импульса, использование мембранного потенциала и популяционное голосование. Проведена оценка энергоэффективности различных подходов, продемонстрировано снижение энергопотребления в 100-200 раз по сравнению с традиционными нейронными сетями при сохранении приемлемой точности. Результаты исследования подтверждают перспективность применения импульсных сетей во встраиваемых системах и устройствах интернета вещей.

**Ключевые слова:** импульсные нейронные сети, модель импульсного нейрона, кодирование импульсами, регрессия, энергоэффективность.

Импульсные нейронные сети третьего поколения являются перспективным направлением в области нейроморфных вычислений [1]. В отличие от традиционных искусственных нейронных сетей второго поколения [2, 3], использующих непрерывные значения активации, импульсные сети оперируют дискретными событиями — спайками, что позволяет достичь существенного снижения энергопотребления и повышения эффективности вычислений. Актуальность исследований в области импульсных нейронных сетей обусловлена растущей потребностью в энергоэффективных решениях для встраиваемых систем, интернета вещей и мобильных устройств [4].

Современные исследования посвящены вопросам развития нейроморфных вычислений. Согласно исследованию [5] системы на основе импульсных нейронных сетей потребляют в 5.6 раз меньше энергии по сравнению с традиционными нейронными сетями при сопоставимой

точности. Специализированное нейроморфное оборудование, такое как Intel Loihi и IBM TrueNorth, обеспечивает высокую энергоэффективность благодаря асинхронной обработке событий [4, 6]. Исследование [7] предполагает возможность оптимизации энергопотребления импульсных сетей через квантование и структурную оптимизацию.

Решение задачи регрессии с помощью импульсных нейронных сетей представляет особый интерес. В отличие от задач классификации, где выходом является дискретная метка класса, регрессия требует предсказания непрерывных вещественных значений. При этом встает вопрос преобразования дискретных бинарных импульсов в непрерывные числовые значения с приемлемой точностью [8, 9]. В работе [8] предлагается решение этой проблемы через использование мембранного потенциала нейронов для декодирования выходных значений, достигая 238-кратного снижения энергопотребления по сравнению с традиционными сетями долгой краткосрочной памяти (Long Short-Term Memory – LSTM).

Целью данной работы является систематический анализ особенностей применения импульсных нейронных сетей для решения задач регрессии, включая сравнение моделей импульсных нейронов, методов кодирования и декодирования вещественных данных, а также оценку энергоэффективности различных подходов.

### **Сравнительный анализ моделей импульсных нейронов**

Существует несколько основных моделей импульсных нейронов, различающихся по степени биологической реалистичности и вычислительной сложности [1, 10]. Наиболее распространённые модели включают интегрирующий нейрон с утечкой (Leaky Integrate-and-Fire – LIF), модель Ижикевича, модель отклика на импульс (Spike Response Model – SRM) и более сложные модели Ходжкина-Хаксли.

Модель LIF является наиболее простой и широко используемой в задачах машинного обучения [1]. Динамика мембранного потенциала описывается дифференциальным уравнением (1):

$$\tau_m \frac{dV}{dt} = -(V - V_{rest}) + R_m I(t) \quad (1)$$

где  $V$  — мембранный потенциал,  $\tau_m$  — постоянная времени мембраны,  $V_{rest}$  — потенциал покоя,  $R_m$  — сопротивление мембраны,  $I(t)$  — входной ток. Когда потенциал  $V$  достигает порогового значения  $V_{th}$ , нейрон генерирует импульс и потенциал сбрасывается до значения  $V_{reset}$ .

Модель Ижикевича представляет собой двумерную систему обыкновенных дифференциальных уравнений [8] по формулам (2):

$$\begin{aligned} \frac{dV}{dt} &= 0,04V^2 + 5V + 140 - u + I, \\ \frac{du}{dt} &= a(vB - u) \end{aligned} \quad (2)$$

где  $u$  — переменная восстановления, параметры  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $d$  определяют различные режимы генерации импульсов. Согласно исследованию Ижикевича 2004 года, эта модель способна воспроизводить более 20 различных типов нейронной активности при вычислительной сложности, сравнимой с моделью LIF [10].

Модель LIF имеет большую практическую значимость для задач регрессии [8, 9]. Она требует минимальных вычислительных ресурсов — около 13 операций с плавающей точкой на миллисекунду модельного времени, что существенно меньше по сравнению с моделью Ижикевича (около 13 операций) и моделью Ходжкина-Хаксли (1200 операций) [10]. Модель LIF обеспечивает баланс между биологической правдоподобностью и вычислительной эффективностью. Простота модели облегчает обучение с

использованием суррогатных градиентов, что критично для обратного распространения ошибки в импульсных сетях [1].

Сравнительная характеристика моделей нейронов представлена в таблице №1.

Таблица № 1

Сравнение основных моделей импульсных нейронов

Модель	Число параметров	Вычислительная сложность (FLOPS/мс)	Биологическая реалистичность	Применимость к регрессии
LIF	4-5	~13	Средняя	Высокая
Ижикевича	4	~13	Высокая	Средняя
Ходжкина-Хаксли	10-15	~1200	Очень высокая	Низкая

### Методы кодирования вещественных данных в импульсы

Преобразование вещественных входных данных в последовательности импульсов является критическим этапом для функционирования импульсных нейронных сетей [11]. Существует три основных класса методов кодирования: частотное кодирование, временное кодирование и популяционное кодирование.

При частотном кодировании (rate coding) информация о значении входного признака кодируется частотой генерации импульсов [11]. Для входного значения  $x \in [0, 1]$  нормализованная частота импульсов определяется по формуле (3):

$$f = x \cdot f_{\max}, \quad (3)$$

где  $f_{\max}$  — максимальная частота импульсации.

Частотное кодирование может быть реализовано как детерминированное периодическое или стохастическое по распределению Пуассона. В последнем случае вероятность генерации импульса в каждый момент времени определяется как  $P(\text{spike}) = x$ , что соответствует процессу Бернулли [11].

На рис. 1 представлен результат частотного кодирования вещественного значения  $x=0.7$  при частоте 70 Гц с числом импульсов 9.

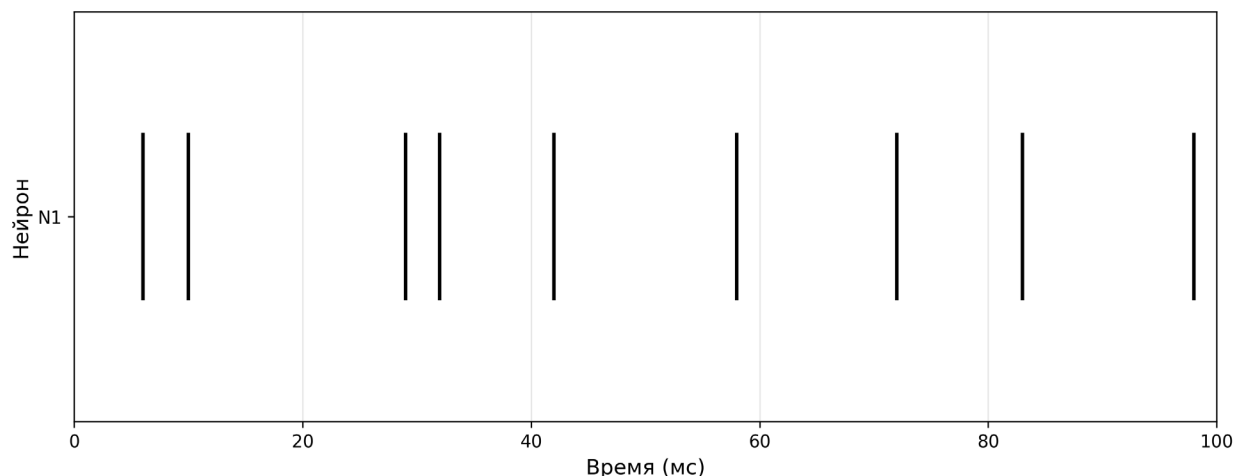


Рис. 1. – Частотное кодирование вещественного значения  $x=0.7$

Временное кодирование (temporal coding) использует точное время появления импульса для передачи информации [11, 12]. Наиболее распространённым вариантом является кодирование временем до первого импульса (Time-To-First-Spike – TTFS) по формуле (4):

$$t_{\text{spike}} = t_0 + (1 - x) \cdot \Delta t, \quad (4)$$

где  $t_0$  — начальный момент времени,  $\Delta t$  — временное окно кодирования. Большие значения входа приводят к более раннему появлению импульса. На рис. 2 представлен результат кодирования вещественного значения  $x = 0.7$  за время импульса 15 мс.

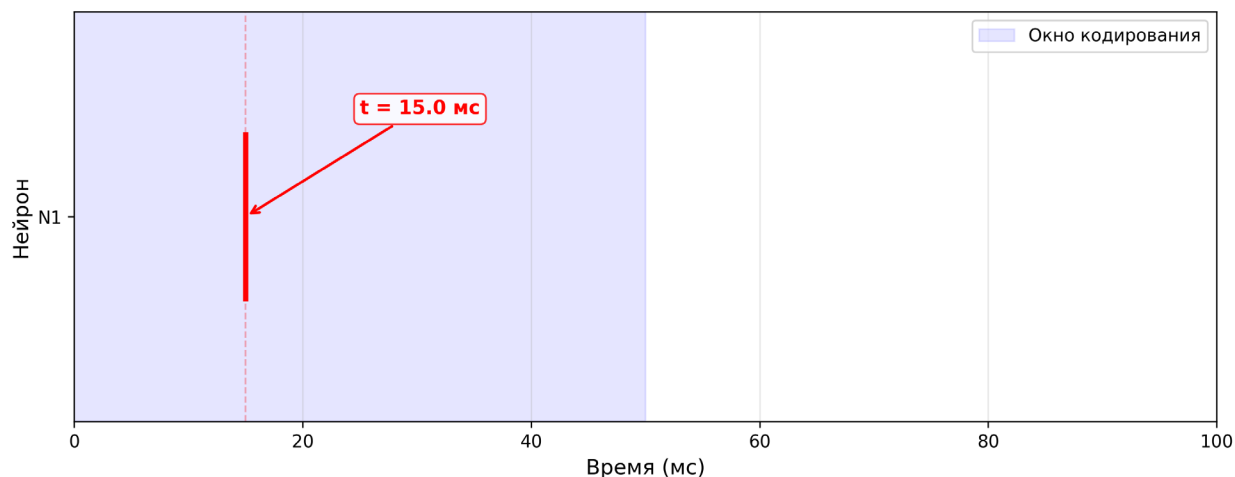


Рис. 2. – Временное кодирование вещественного значения  $x=0.7$

Популяционное кодирование использует ансамбль нейронов с различными настроечными кривыми для представления одного входного значения [11]. Для входного значения  $x$  активация  $i$ -го нейрона определяется гауссовой функцией (5):

$$A_i(x) = \exp\left(-\left(\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma^2}\right)\right), \quad (5)$$

где  $\mu_i$  — центр настроечной кривой  $i$ -го нейрона,  $\sigma$  — ширина настроечной кривой.

На рис. 3 представлен результат популяционного кодирования вещественного значения  $x = 0.7$ , при этом максимальная активация наблюдается у нейронов 6-8.

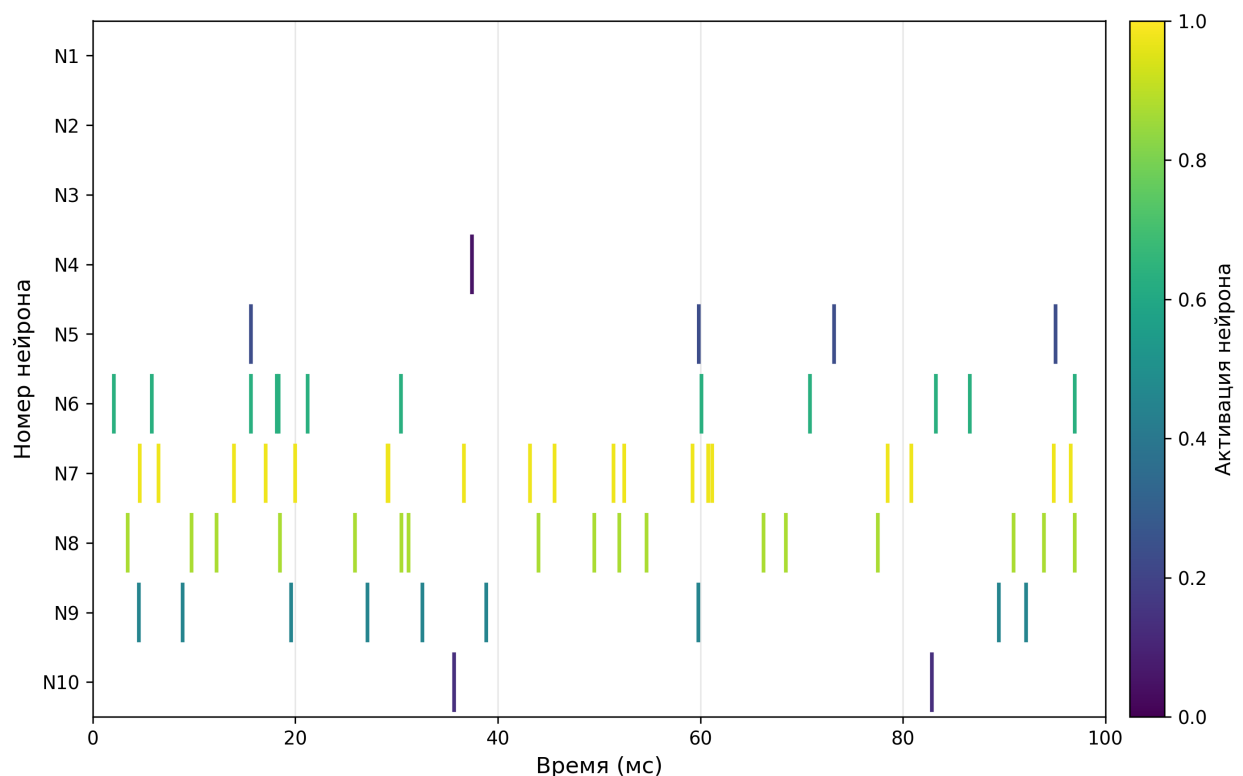


Рис. 3. – Популяционное кодирование вещественного значения  $x=0.7$

С точки зрения энергоэффективности, временное кодирование имеет существенное преимущество. Оно требует значительно меньше импульсов

для передачи той же информации — обычно один импульс на нейрон, в то время как частотное кодирование может требовать десятки импульсов [4]. При этом временное кодирование с использованием относительных латентностей достигает более высокой энергоэффективности и скорости передачи данных по сравнению с частотным кодированием [12].

Однако временное кодирование более чувствительно к шуму и требует высокой временной точности [11, 12]. Для задач регрессии наиболее перспективным представляется популяционное кодирование с временной компонентой, которое сочетает робастность популяционного представления с эффективностью временного кодирования [8, 9].

### **Декодирование импульсов в вещественные значения**

Существует несколько основных подходов к преобразованию выходных импульсов в непрерывные вещественные значения.

Частотное декодирование использует подсчёт импульсов за определённое временное окно  $T$  по формуле (6) [11]:

$$y = \frac{N_{\text{spikes}}}{T} \cdot k, \quad (6)$$

где  $N_{\text{spikes}}$  — число импульсов,  $k$  — коэффициент масштабирования.

Этот метод прост в реализации, но требует длительного временного окна для достижения приемлемой точности и высокого энергопотребления [4].

Декодирование по времени первого импульса извлекает информацию из момента появления первого импульса по формуле (7) [12]:

$$y = k_1 - k_2 \cdot t_{\text{first}}, \quad (7)$$

где  $t_{\text{first}}$  — время первого импульса,  $k_1$ ,  $k_2$  — параметры преобразования. Этот метод обеспечивает быструю реакцию и низкое энергопотребление, но менее устойчив к шуму [12].

Декодирование на основе мембранного потенциала использует непосредственно значение мембранного потенциала выходного нейрона по формуле (8) [8]:

$$y = \sum w_i V_i(t_{end}), \quad (8)$$

где  $V_i(t_{end})$  — мембранный потенциал  $i$ -го выходного нейрона в конечный момент времени,  $w_i$  — весовые коэффициенты. Этот подход обеспечивает высокую точность регрессии при сохранении энергоэффективности [8].

Популяционное голосование использует ансамбль выходных нейронов по формуле (9) [8, 9]:

$$y = \sum w_i f(V_i(t_{end})), \quad (9)$$

где  $f$  — нелинейная функция активации (например, softmax или sigmoid). Этот метод демонстрирует наибольшую робастность и точность в задачах нелинейной регрессии [9].

На рис. 4, рис. 5 и рис. 6 представлена схема декодирования выходных импульсов с использованием мембранных потенциалов популяции нейронов.

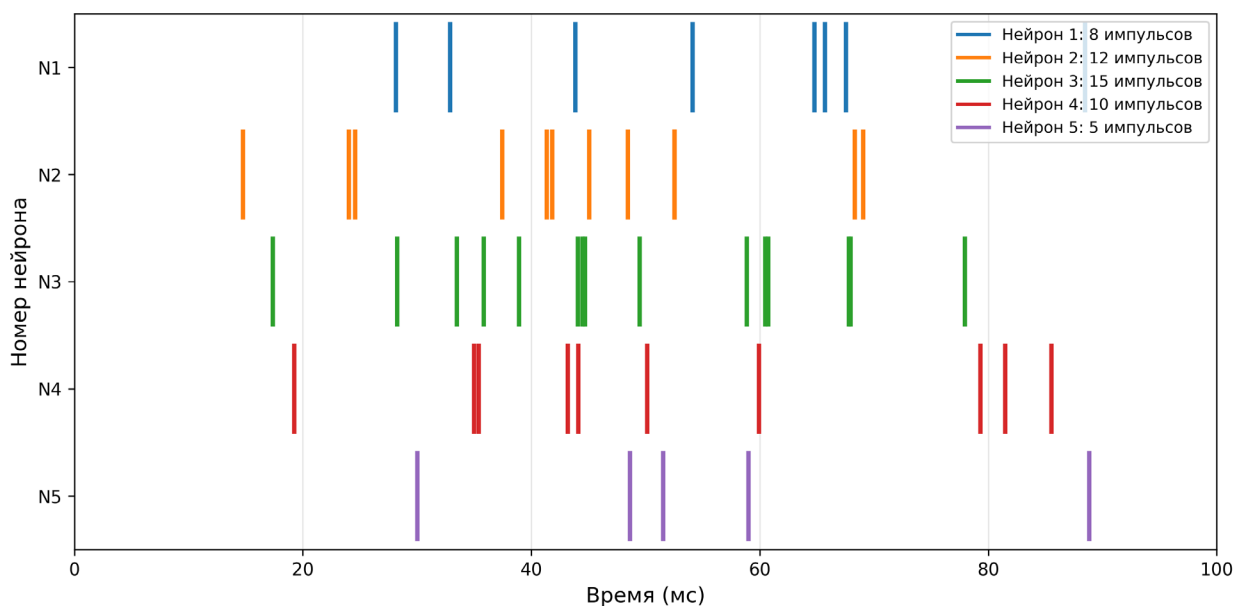


Рис. 4. – Шаблон импульсов выходных нейронов



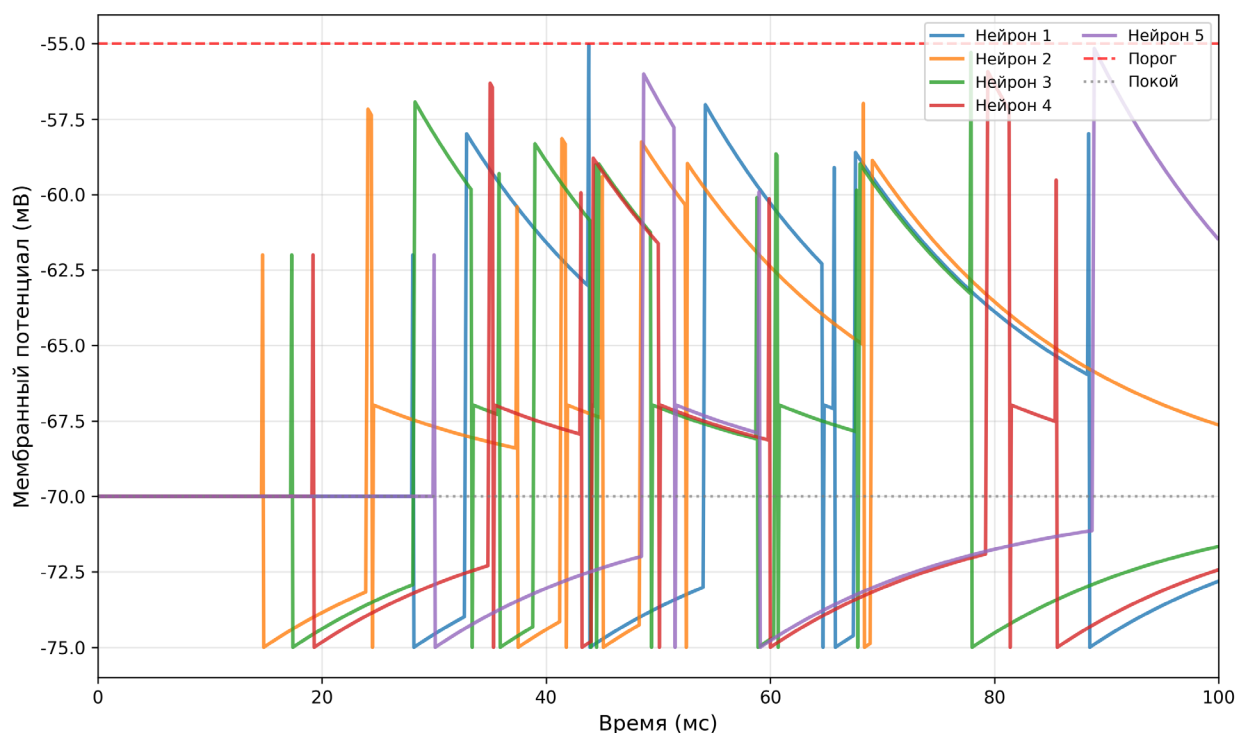


Рис. 5. – Динамика мембранных потенциалов

Для получения выходного значения осуществляется взвешенное суммирование потенциалов, как показано на рис. 6.

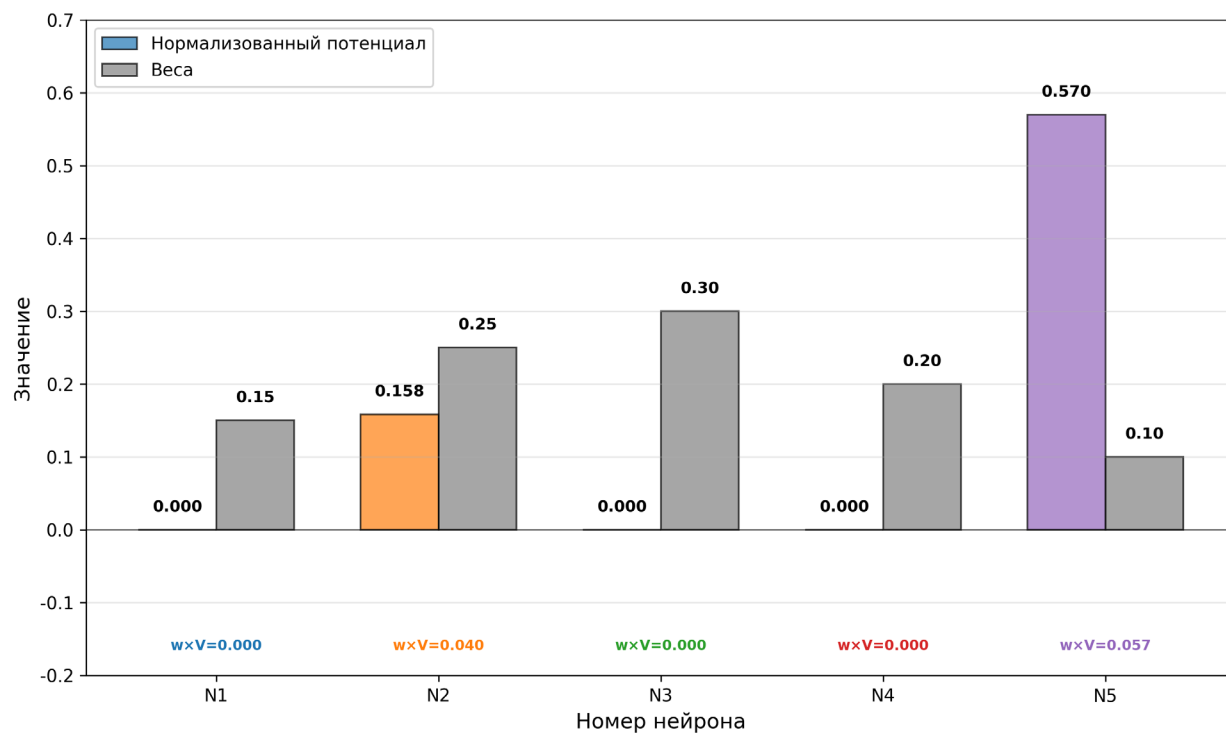


Рис. 6. – Взвешенное суммирование. Выходное значение 0.57

Сравнительный анализ методов декодирования по критериям точности, скорости и энергопотребления представлен в таблице №2.

Таблица № 2

Сравнение методов декодирования для задач регрессии

Метод декодирования	Типичная ошибка MSE	Время отклика (мс)	Среднее число импульсов	Энергоэффективность
Частотное	0.02-0.05	50-200	100-500	Низкая
Время первого импульса	0.05-0.15	5-20	1-5	Очень высокая
Мембранный потенциал	0.01-0.03	20-50	10-50	Высокая
Популяционное голосование	0.008-0.02	30-80	20-100	Высокая

**Энергоэффективность импульсных сетей в задачах регрессии**

Оценка энергоэффективности импульсных нейронных сетей критична для понимания их практической применимости [4, 5, 7]. Энергопотребление складывается из двух основных компонент: статического потребления в состоянии покоя и динамического потребления при обработке импульсов.

Для традиционных нейронных сетей энергопотребление пропорционально числу операций умножения-накопления (Multiply-accumulate – MAC) по формуле (10) [4]:

$$E_{ANN} = N_{MAC} \cdot E_{MAC}, \quad (10)$$

где  $N_{MAC}$  — число операций,  $E_{MAC} \approx 4.6$  пДж на операцию для 45нм технологии.

Для импульсных сетей энергопотребление определяется числом импульсов по формуле (11) [4,7]:

$$E_{SNN} = N_{spikes} \cdot E_{spike} + P_{leak} \cdot T, \quad (11)$$

где  $N_{spikes}$  — общее число импульсов,  $E_{spike} \approx 0.1$  пДж — энергия на импульс,  $P_{leak}$  — мощность утечки,  $T$  — время работы.

Исследование [8] демонстрирует 120-кратное снижение энергопотребления для задачи регрессии эластичности материалов и 238-кратное снижение для временных рядов. Результаты исследования [5] показывают, что энергетический коэффициент задержки (Energy-Delay Product – EDP) для импульсных сетей в 8,2 раза ниже по сравнению с традиционными нейронными сетями.

Ключевым фактором энергоэффективности является разреженность активации [5, 7]. В импульсных сетях обычно активны лишь 5-15% нейронов в каждый момент времени, в то время как в традиционных сетях активны все нейроны. Это приводит к существенному снижению числа вычислительных операций [4].

### **Заключение**

Импульсные нейронные сети представляют собой перспективную технологию для решения задач регрессии с высокой энергоэффективностью [8, 9]. Модель LIF-нейрона обеспечивает оптимальный баланс между вычислительной простотой и функциональными возможностями, что делает её наиболее подходящей для практических приложений регрессии [1, 10].

Для эффективного решения задач регрессии имеет смысл использовать популяционное кодирование входных данных с временной компонентой, что обеспечивает устойчивость к шуму при сохранении энергоэффективности [11, 12]. Для декодирования выходных значений наиболее перспективным является подход, основанный на мембранных потенциалах с популяционным голосованием, позволяющий достичь высокой точности при умеренном числе импульсов [8, 9].

Энергетические преимущества импульсных сетей наиболее выражены при разреженной активации нейронов (менее 15% активных нейронов), что естественным образом достигается при использовании временного кодирования [4, 5, 7]. Снижение энергопотребления в 100-200 раз по

сравнению с традиционными нейронными сетями открывает возможности для применения импульсных сетей во встраиваемых системах, носимых устройствах и сенсорных сетях интернета вещей.

### Литература

1. Eshraghian J.K., Ward M., Neftci E. et al. Training Spiking Neural Networks Using Lessons From Deep Learning // Proceedings of the IEEE. 2023. Vol. 111, No. 9. pp. 1016-1054.
2. Зенков В.А., Панищев В.С., Желанов А.Л., Волков Д.А. Сверточная нейронная сеть для сопоставления изображений товаров // Инженерный вестник Дона, 2024, №8. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n8y2024/9444](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n8y2024/9444).
3. Алымова Е.В. Совместное применение модели линейной регрессии и нейронной сети в задаче предсказания тренда котировок криптовалюты Bitcoin // Инженерный вестник Дона, 2020, №10. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2020/6637](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2020/6637).
4. Rathi N., Chakraborty I., Kosta A. et al. Exploring Neuromorphic Computing Based on Spiking Neural Networks: Algorithms to Hardware // ACM Computing Surveys. 2023. Vol. 55, No. 12. pp. 1-49.
5. Ding, J., Yu, Z., Liu, J.K. et al. Neuromorphic computing paradigms enhance robustness through spiking neural networks // Nature Communications. 2025. Vol. 16. Article 10175.
6. Davies M., Srinivasa N., Lin T.-H. et al. Loihi: A Neuromorphic Manycore Processor with On-Chip Learning // IEEE Micro. 2018. Vol. 38, No. 1. pp. 82-99. URL: [researchgate.net/publication/322548911\\_Loihi\\_A\\_Neuromorphic\\_Manycore\\_Processor\\_with\\_On-Chip\\_Learning](https://researchgate.net/publication/322548911_Loihi_A_Neuromorphic_Manycore_Processor_with_On-Chip_Learning).
7. Sorbaro M., Liu Q., Bortone M., Sheik S. Optimizing the Energy Consumption of Spiking Neural Networks for Neuromorphic Applications // Frontiers in Neuroscience. 2020. Vol. 14. Article 662. URL: <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fnins.2020.00662>.

researchgate.net/publication/342574604\_Optimizing\_the\_Energy\_Consumption\_of\_Spiking\_Neural\_Networks\_for\_Neuromorphic\_Applications.

8. Henkes A., Eshraghian J.K., Wessels H. Spiking neural networks for nonlinear regression // Royal Society Open Science. 2024. Vol. 11. Article 231606. URL: [researchgate.net/publication/380246687\\_Spiking\\_neural\\_networks\\_for\\_nonlinear\\_regression](https://researchgate.net/publication/380246687_Spiking_neural_networks_for_nonlinear_regression).

9. Tandale A., Stoffel M. Spiking neural networks for nonlinear regression of complex transient signals on sustainable neuromorphic processors // npj Unconventional Computing. 2025. Vol. 1. Article 2. URL: [researchgate.net/publication/380246687\\_Spiking\\_neural\\_networks\\_for\\_nonlinear\\_regression](https://researchgate.net/publication/380246687_Spiking_neural_networks_for_nonlinear_regression).

10. Izhikevich E.M. Which Model to Use for Cortical Spiking Neurons? // IEEE Transactions on Neural Networks. 2004. Vol. 15, No. 5. pp. 1063-1070.

11. Schuman C.D., Kulkarni S.R., Parsa M. et al. A Survey of Encoding Techniques for Signal Processing in Spiking Neural Networks // Neural Processing Letters. 2022. Vol. 53. pp. 4693-4710.

12. Wu G., Liang D., Luan S., Wang J. Training Spiking Neural Networks for Reinforcement Learning Tasks With Temporal Coding Method // Frontiers in Neuroscience. 2022. Vol. 16. Article 877701. URL: [researchgate.net/publication/362768964\\_Training\\_Spiking\\_Neural\\_Networks\\_for\\_Reinforcement\\_Learning\\_Tasks\\_With\\_Temporal\\_Coding\\_Method](https://researchgate.net/publication/362768964_Training_Spiking_Neural_Networks_for_Reinforcement_Learning_Tasks_With_Temporal_Coding_Method).

### References

1. Eshraghian J.K., Ward M., Neftci E. et al. Proceedings of the IEEE. 2023. Vol. 111, No. 9. pp. 1016-1054.

2. Zenkov V.A., Panishchev V.S., Zhelanov A.L., Volkov D.A. Inzhenernyj vestnik Dona, 2024, №8. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n8y2024/9444](https://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n8y2024/9444).

3. Alymova E. V. Inzhenernyj vestnik Dona, 2020, №10. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2020/6637](https://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2020/6637).

---

4. Rath N., Chakraborty I., Kosta A. et al. ACM Computing Surveys. 2023. Vol. 55, No. 12. pp. 1-49.
5. Ding, J., Yu, Z., Liu, J.K. et al. Nature Communications. 2025. Vol. 16. Article 10175.
6. Davies M., Srinivasa N., Lin T.-H. et al. IEEE Micro. 2018. Vol. 38, No. 1. pp. 82-99. URL: [researchgate.net/publication/322548911\\_Loihi\\_A\\_Neuromorphic\\_Manycore\\_Processor\\_with\\_On-Chip\\_Learning](https://researchgate.net/publication/322548911_Loihi_A_Neuromorphic_Manycore_Processor_with_On-Chip_Learning).
7. Sorbaro M., Liu Q., Bortone M., Sheik S. Frontiers in Neuroscience. 2020. Vol. 14. Article 662. URL: [researchgate.net/publication/342574604\\_Optimizing\\_the\\_Energy\\_Consumption\\_of\\_Spiking\\_Neural\\_Networks\\_for\\_Neuromorphic\\_Applications](https://researchgate.net/publication/342574604_Optimizing_the_Energy_Consumption_of_Spiking_Neural_Networks_for_Neuromorphic_Applications).
8. Henkes A., Eshraghian J.K., Wessels H. Royal Society Open Science. 2024. Vol. 11. Article 231606. URL: [researchgate.net/publication/380246687\\_Spiking\\_neural\\_networks\\_for\\_nonlinear\\_regression](https://researchgate.net/publication/380246687_Spiking_neural_networks_for_nonlinear_regression).
9. Tandale A., Stoffel M. npj Unconventional Computing. 2025. Vol. 1. Article 2. URL: [researchgate.net/publication/380246687\\_Spiking\\_neural\\_networks\\_for\\_nonlinear\\_regression](https://researchgate.net/publication/380246687_Spiking_neural_networks_for_nonlinear_regression).
10. Izhikevich E.M. IEEE Transactions on Neural Networks. 2004. Vol. 15, No. 5. pp. 1063-1070.
11. Schuman C.D., Kulkarni S.R., Parsa M. et al. Neural Processing Letters. 2022. Vol. 53. pp. 4693-4710.
12. Wu G., Liang D., Luan S., Wang J. Frontiers in Neuroscience. 2022. Vol. 16. Article 877701. URL: [researchgate.net/publication/362768964\\_Training\\_Spiking\\_Neural\\_Networks\\_for\\_Reinforcement\\_Learning\\_Tasks\\_With\\_Temporal\\_Coding\\_Method](https://researchgate.net/publication/362768964_Training_Spiking_Neural_Networks_for_Reinforcement_Learning_Tasks_With_Temporal_Coding_Method).

**Авторы согласны на обработку и хранение персональных данных.**

**Дата поступления: 24.10.2025**

**Дата публикации: 10.12.2025**

---