
Спайковые нейронные сети

Автор:

асп. Чернышев Алексей

Научный руководитель:

д.ф.-т.н. Карпенко А.П.

Август 2014

Содержание

1	Введение	2
2	Биологическая основа нейронов	2
2.1	Модель Ходжкина-Хаксли	3
3	Модели нейронов	4
3.1	Нейронные сети в нейроинформатике	4
3.1.1	Нейрон МакКалоча-Питтса	4
3.2	Формальные спайковые модели	5
3.2.1	Модель Integrate-and-Fire	5
3.2.2	Модель Ижикевича	6
3.2.3	Spike Response Model	6
3.2.4	Spike Response Model с адаптацией	6
4	Обучение с учителем и без учителя	7
4.1	Классическое правило Хэбба	7
4.2	Обучение на основе градиента ошибки	7
4.3	Обучение на основе феноменологической модели STDP	7
4.4	Теоретическая оптимальная модель STDP	7
5	Обучение с подкреплением	7
5.1	Трехфакторное правило обучения	7
5.2	Гедонистический синапс	7
5.3	Обучение на основе TD-ошибки	7
6	Выводы	7
7	Использованная литература	7

1 Введение

2 Биологическая основа нейронов

Человеческий мозг содержит в себе огромное количество соединенных между собой нейронов, нервных клеток, которые стали предметом интереса во многих областях, таких как нейрофизиология, теоретическая нейронаука, искусственный интеллект.

Нейрон по своему строению довольно схож с другими клетками: тело нейрона окружено плазматической мембраной, внутри которой находятся ядро, цитоплазма и другие составляющие клетки. Однако, нейрон несет в себе особую функцию: нейрон выполняет приём сигналов от других нейронов, выполняет их преобразование и передает их на вход другим нейронам или клеткам. Сигнал представляет из себя импульсы нервной активности, имеющих электрохимическую природу

Нейроны крайне разнообразны по форме и нюансам функционирования, хотя существует возможность вывести наиболее типичную форму нейрона. На рис. 1 отображена схема биологического нейрона.

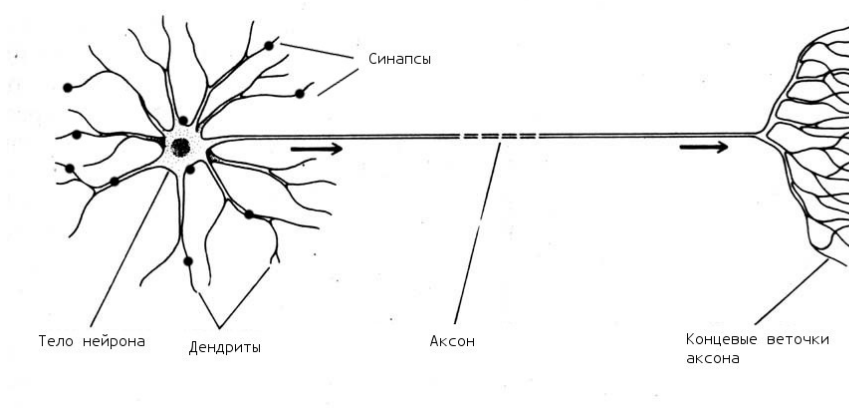


Рис. 1: биологический нейрон

Прием нервных импульсов от других нейронов происходит посредством дендритов, на которых расположены синапсы - точки соединения нейронов между собой. Дендриты проводят входные импульсы с синапсов доставляя их клетке нейрона, которые специфичным образом возбуждают клеточную мембрану.

Электрохимические процессы внутри клетки делают нейрон в той или иной мере чувствительным к возбуждениям мембраны, и когда возбуждение достигает определенного порога, потенциал на мембране на короткое время (около 2 мс) осуществляет резкий скачок вверх, порождая короткий импульс называемый спайком. После выработки спайка нейрон переживает т.н. рефракторный период, в течении которого чувствительность мембраны к возбуждениям резко падает.

Синапсы, при более подробном взгляде, представляют из себя не ме-

нее сложный механизм, чем сама клетка нейрона. Типичный синапс, как контакт между двумя нейронами, представляет собой пузырек наполненный нейромедиаторами находящийся на аксоне пресинаптической клетки и мембрана чувствительная к нейромедиаторам на дендрите постсинаптической клетки. При возбуждении аксона нейромедиаторы синапса начинают освобождаться в пространство между пресинаптической и постсинаптической мембраной - синаптическую щель (10-50 нм), где они встречаются с чувствительными белками на постсинаптической мембране. Следствием такой структуры является одностороннее проведение нервного импульса. Количество высвобожденного и принятого нейромедиатора варьируется, и “натренированный” синапс, будет проводить гораздо большее количество импульса за счёт большего количества нейромедиаторов в синаптическом пузырьке и на постсинаптической мембране. В нейроинформатике, обычно, пренебрегают такими тонкими деталями, и вводят “вес” синапса, который характеризует насколько эффективно синапс может проводить импульс.

Ещё один феномен касающийся нюансов функционирования биологического нейрона - сенсорная адаптация[1]. Нейрон при получении импульсов с одной и той же характеристикой, как правило, начинает “привыкать” и начинает приспосабливаться, чтобы тратить меньше энергии при интеграции этого сигнала. Как следствие, интенсивность его ответа угасает. Исследователями в области теоретической нейронауки этот феномен довольно пристально исследуется и существуют выводы об оптимальности такого поведения, с точки зрения оптимизации переданной информации нейроном [2, 3].

2.1 Модель Ходжкина-Хаксли

В 1952 году Алан Ллойд Ходжкин и Эндрю Хаксли разработали первую, наиболее подробную на тот момент математическую модель нейрона. Модель была построена на основе динамики генерации и передачи нервного сигнала в гигантском аксоне кальмара.

Данную модель сложно применить в решении реальных задач, которые решает нейроинформатика, так как её моделирование ресурсоёмко - около 1200 операций с плавающей точкой для моделирования одной миллисекунды[4]. Однако, модель играет важную научную и историческую роль в нейронауках.

Общая динамика потенциала нейрона описывается плавным затуханием значения потенциала на мембране $u_m(t)$, со скоростью, которая характеризуется ёмкостью мембраны C_m

$$C_m \frac{du_m(t)}{dt} + I_{ion}(t) = I_{ext}(t). \quad (1)$$

Здесь $I_{ion}(t)$ - сумма ионных токов внутри клетки, $I_{ext}(t)$ - приложенный ток снаружи клетки.

Сложность уравнения (4) таится в моделировании ионных токов для каждого типа ионов. В модели Ходжкина-Хаксли динамика ионных токов характеризуется наличием т.н. ионных каналов, открытие или закрытие которых влияет на общую динамику напряжения на мембране. В исходной модели Ходжкина-Хаксли было два вида ионов Na^+ и K^+ , где ионный поток Na^+ описывается тремя каналами вероятность открытия которых p_m

и одним каналом с вероятностью открытия p_h , ионный поток K^- описывается четырьмя каналами с вероятностью открытия p_n [5].

Динамика вероятности открытия-закрытия каналов, выражается дифференциальным уравнением первого порядка

$$\frac{dp_i(t)}{dt} = \alpha_i(u_m(t))(1 - p_i(t)) - \beta_i(u_m(t))p_i(t), \quad (2)$$

где $\alpha_i(u_m(t)), \beta_i(u_m(t))$ константы зависящие от потенциала на мембране, которые характеризуют скорость закрытия и открытия канала, соответственно. Временной промежуток, спустя который вероятность достигает равновесия, описывается константой

$$\tau_i = \frac{1}{\alpha_i(u_m(t)) + \beta_i(u_m(t))} \quad (3)$$

Таким образом динамику ионных токов для модели Ходжкина-Хаксли, можно описать уравнением

$$I_{ion}(t) = \bar{g}_{Na} p_m^3(t) p_h(t) (u_m(t) - E_{Na}) + \bar{g}_K p_n^4(t) (u_m(t) - E_K) + \bar{g}_L (u_m(t) - E_L) \quad (4)$$

где $p_m(t), p_h(t), p_n(t)$ - вероятности открытия каналов, описываются уравнением динамики (2), которые включают соответствующие константы. Смысл и значения констант можно найти в оригинальной работе[6].

Не смотря на то что применение такой модели в задачах машинного обучения затруднительно, ввиду её сложности, эта модель играет свою важную как научную, так и историческую роль.

3 Модели нейронов

3.1 Нейронные сети в нейроинформатике

3.1.1 Нейрон МакКаллока-Питтса

Первая модель нейрона, положившая начало нейроинформатике - модель МакКаллока-Питтса. Эта модель прочно заложила фундамент теории нейронных сетей, и исследования новых свойств этой модели не прекращаются по сей день.

Впервые, была реализована идея использовать нейрон, как вычислительный элемент. Раннее развитие данного направления в основном характеризуется попыткой рассмотреть нейроны, как элементы, реализующие простейшие логические операции или преобразования. Впоследствии были созданы более сложные схемы, в которых данный нейрон соединяется в сети.

Ключевой особенностью данной модели является то, что нейрон представляется, как взвешенный сумматор входных скалярных признаков $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. Обработка нейроном входов происходит пропуском взвешенной суммы через нелинейную функцию $\phi(x)$, называемую функцией активации

$$\mathbf{y}(x) = \phi\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j\right). \quad (5)$$

Здесь $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ выражает вектор весов взвешенного сумматора (синапсов нейрона), $y(x)$ - выходной результат обработки нейроном вектора \mathbf{x} .

В качестве нелинейной функции, наиболее популярным выбором является сигмоидальная функция[7]. Данная функция удобна своей непрерывностью и гладкостью, и позволяет ограничить выход нейрона отрезком значений $y(x) \in [0, 1]$, такой выход можно интерпретировать как уровень активации нейрона, в зависимости от входного вектора \mathbf{x} и настройки весов \mathbf{w} , что имеет свою, пускай и отдаленную, биологическую подоплёку.

Не смотря на ошеломляющий успех и широкое применения данной модели и производных моделей в прикладных задачах, с биологической точки зрения такие нейроны, только отдаленно напоминают, то как работают настоящие нейроны в мозгу.

Важным отличием такого нейрона от биологического является тот факт, что данная модель не имеет внутреннего состояния и не может быть представлена в виде динамической системы[7]. Данное свойство серьезно ограничивает круг задач в которых можно было бы применить нейронные сети.

3.2 Формальные спайковые модели

Нейронные модели описанные в данной секции принадлежат к семейству формальных моделей. Простота этих моделей позволяет перейти от анализа одного-двух нейронов к анализу популяций нейронов соединённых в сети, опуская биологическую точность, но сохраняя общие черты характерные для биологических нейронов.

3.2.1 Модель Integrate-and-Fire

Модель Integrate-and-fire имеет большую историю. Ещё в 1907 году французский физиолог Луи Лапик экспериментируя с лягушками описал модель возбуждения нервных клеток используя RC-цепь[8]. За свою вековую историю модель, благодаря своей простоте и, главное, биологической оправданности, получила много применений.

Динамика модели описывается динамической системой с одной переменной, довольно похожей на уравнение (1), за тем исключением, что ионные токи не моделируются, а спайк генерируется нейроном при достижении заранее заданного порога:

$$\begin{aligned} \tau_m \frac{du}{dt} &= -u(t) + RI(t), \\ t^{(f)} : u(t^{(f)}) &= \vartheta \end{aligned} \tag{6}$$

где t^f - время спайка, ϑ - порог напряжения, временная константа мембраны $\tau_m = RC$, R и C - сопротивление и ёмкость RC-цепи соответственно, $I(t)$ - приложенный ток извне.

Данная нейронная модель подходит для конструирования нейронных сетей: приложенный ток $I(t)$ можно рассмотреть, как ток, получаемый нейроном через синапсы от других нейронов. Допустим нейрон соединён с N

входными спайковыми нейронами синапсами с определенными весами, тогда приложенный ток можно описать:

$$I(t) = \sum_{j=1}^N w_j \epsilon(t - t_j^f) \quad (7)$$

где $\epsilon(t)$ - низкочастотный фильтр, как правило, в виде затухающей экспоненты, который характеризует спайк на синапсе, такая функция хорошо описывает импульс переданный в процессе передачи нейромедиаторов, w_j - скаляр выражающий вес на синапсе, t_j^f - спайк на входном нейроне.

3.2.2 Модель Ижикевича

Модель нейрона в виде динамической системы с двумя переменными, довольно проста и в то же время имеет богатую динамику. Модель является компромиссом между упрощенной моделью IaF и НН.

3.2.3 Spike Response Model

Отдельным рядом стоит модель SRM, в своём оригинальном виде модель повторяет IaF, но в своей формулировке наиболее удобна для теоретического исследования. Наиболее часто эту модель используют со стохастическим порогом, который позволяет процесс генерации спайка описать негомогенным пуассоновским процессом.

3.2.4 Spike Response Model с адаптацией

Усложнение модели SRM, которая повторяет феномен адаптации.

4 Обучение с учителем и без учителя

4.1 Классическое правило Хэбба

4.2 Обучение на основе градиента ошибки

4.3 Обучение на основе феноменологической модели STDP

4.4 Теоретическая оптимальная модель STDP

5 Обучение с подкреплением

5.1 Трехфакторное правило обучения

5.2 Гедонистический синапс

5.3 Обучение на основе TD-ошибки

6 Выводы

7 Используемая литература

Список литературы

- [1] Коротыко Г.Ф. Покровский В.М. *Физиология человека*. Москва "Медицина" 2003.
- [2] Colin W. G. Clifford Mehdi Adibi, James S. McDonald and Ehsan Arabzadeh. Adaptation improves neural coding efficiency despite increasing correlations in variability. *The Journal of Neuroscience*, 33(5):2108–2120, 2013.
- [3] Wulfram Gerstner Guillaume Hennequin and Jean-Pascal Pfister. Stdp in adaptive neurons gives close-to-optimal information transmission. *Front Comput Neurosci.*, 143(4), 2010.
- [4] H. Paugam-Moisy and S.M. Bohte. Computing with spiking neuron networks. *Handbook of Natural Computing*, pages 335–376, 2012.
- [5] *The Book of GENESIS: Exploring Realistic Neural Models with the General NEural Simulation System*. Springer, 2nd edition, 1998.
- [6] A. L. Hodgkin and A. F. Huxley. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. *J Physiol.*, 117(4):500–544, 1952.
- [7] И.В. Заенцев. *Нейронные сети: основные модели*. 1999.
- [8] Mark C.W. van Rossum Nicolas Brunel. Lapique's 1907 paper: from frogs to integrate-and-fire. *Biological Cybernetics*, 97(5-6):337–339, 2007.