
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	6
4.1	Классическое правило Хэбба	6
4.2	Обучение на основе градиента ошибки	6
4.3	Обучение на основе феноменологической модели STDP	6
4.4	Теоретическая оптимальная модель STDP	6
5	Обучение с подкреплением	6
5.1	Трехфакторное правило обучения	6
5.2	Гедонистический синапс	6
5.3	Обучение на основе TD-ошибки	6
6	Выводы	6
7	Использованная литература	6

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 менее 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. С точки зрения теоретической науки, 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), $\mathbf{y}(x)$ - 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 $\mathbf{y}(x) \in [0, 1]$, 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:

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

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, 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 Использованная литература

Список литературы

- [1] Коротько 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. Llapicque’s 1907 paper: from frogs to integrate-and-fire. *Biological Cybernetics*, 97(5-6):337–339, 2007.