Машинное обучение спайковых нейронных сетей

Автор:
асп. Чернышев Алексей

Научный руководитель:
д.ф.-т.н. Карпенко А.П.

Август 2014

Содержание

1 Введение

За последние сто лет биологические исследования накопили огромное количество детализированных знаний о нюансах функционирования мозга. В качестве структурной единицы центральной нервной системы, рассматривается клетка - нейрон, соединение которых в огромные формирования характеризует сложное устройство нервных систем.

Не смотря на разнообразие типов нейронов, которые накопила нейронаука, можно выделить основные харкактеристики биологического нейрона:

1. нейрон, клетка имеющая опеределённый заряд, который поддерживается балансом между концентрацией ионов солей внутри клетки и снаружи
2. динамику нейрона можно свести к стадии накопления потенциала и стадии выработки короткого импульса (спайка)
3. нейроны соединяются между собой синапсами, которые проводят спайки к другому нейрону (или дендриту нейрона)
4. после выработки спайка из-за закрытия определённых ионных каналов, нейрон некоторое время не чувствителен к входным спайкам (состояние рефракторности)
5. в нейроне, также как и во многих других клетках, существует феномен адаптации, т.е. динамика нейрона начинает угасать (привыкать) к одному и тому же стимулу

Нейрон, в первую очередь, интересен своими возможностями по обработке информации и, до сих пор, важной является проблема выделения тех самых необходимых свойств биологического нейрона, моделирование которых поможет найти лучшее решения в сложных интеллектульных и перцептивных задачах.

В данном обзоре рассматриваются ряд нейронных моделей, каждая из которых несет в себе ту или иную степень биоподобности. Рассматриваются достоинства и недостатки таких моделей в контексте задач машинного обучения.

2 Нейронные модели

2.1 Общие модели

В данной секции рассматриваются модели, которые по тем или иным причинам не пригодны для моделирования спайковых нейронных сетей

2.1.1 Нейрон МакКалока-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 x_1, $x_2, ..., x_n$. Обработка нейроном входных признаков происходит пропусканием взвешенной суммы через нелинейную функцию, называемую функцией активации

$$y(x) = \phi(\sum_{j=1}^{n} w_j x_j) \tag{1}$$

В качестве нейлинейной фунцкии, наиболее популярным выбором является сигмоидальная функция[1]. 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 x и настройки весов w, что имеет свою, пускай и отдаленную, биологическую подоплёку.

Не смотря на ошеломляющий успех и широкое применения данной модели и производных 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[1]. Данное свойство серьезно ограничивает круг задач в которых можно было бы применить нейронные сети.

2.1.2 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.

Общая динамика потенциала нейрона описывается плавным затуханием значения потенциала V_m, со скоростью, которая характеризуется ёмкостью мембраны клетки C_m

$$C_m \frac{dV_m}{dt} + I_{ion} = I_{ext} \tag{2}$$

здесь I_{ion} - сумма ионных токов внутри клетки, I_{ext} - приложенный ток снаружи клетки.

Сложность уравнения 2 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 m и одним каналом h, ионный поток

K^- описывается четырьмя каналами n, где m, h, n - вероятности открытия соответствующего канала[2].

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

$$\frac{dp_i}{dt} = \alpha_i(V)(1 - p_i) - \beta_i(V)p_i \tag{3}$$

где $\alpha_i(V), \beta_i(V)$ константы зависящие от напряжения мембраны, которые характеризуют скорость закрытия и открытия канала, соответственно. Временной промежуток, спустя который вероятность достигает равновесия, описывается константой

$$\tau_i = \frac{1}{\alpha_i(V) + \beta_i(V)} \tag{4}$$

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

$$I_{ion} = \bar{g}_{Na}m^3h(V_m - E_{Na}) + \bar{g}_K n^4(V_m - E_K) + \bar{g}_L(V_m - E_L) \tag{5}$$

где m, h, n - вероятности открытия каналов, описываются уравнением динамики 3, которые включают соответствующие константы. Константы нормировки $\bar{g}$ и другие можно найти в оригинальной работе[3].

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

2.2 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.

2.2.1 Модель Integrate-and-Fire

Модель Integrate-and-fire имеет большую историю. Ещё в 1907 году французский физиолог Луи Лапик эксперементируя с лягушками описал модель возбуждения нервных клеток используя RC-цепь. 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 2, за тем исключением, что ионные токи не моделируются, а спайк генерируется нейроном при достижении заранее заданного порога:

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

где t^f - время спайка, ϑ - порог напряжения, временная константа мембраны описывается $\tau_m = RC$, R и C - сопротивление и ёмкость квазиинтегратора соответственно.

Упрощение модели Ходжкина-Хаксли, до динамической системы с одной переменной, проще моделировать, но, такая модель повторяет только части динамики биологических нейронов.

2.2.2 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 HH.

2.2.3 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.

2.2.4 Spike Response Model с адаптацией

Усложнение модели SRM, которая повторяет феномен адаптации.

3 Обучение с учителем и без учителя

3.1 Классическое правило Хэбба

3.2 Обучение на основе градиента ошибки

3.3 Обучение на основе феноменологической модели STDP

3.4 Теоретическая оптимальная модель STDP

4 Обучение с подкреплением

4.1 Трехфакторное правило обучения

4.2 Гедонистический синапс

4.3 Обучение на основе TD-ошибки

5 Выводы

6 Использованная литература

Список литературы

[1] И.В. Заенцев. *Нейронные сети: основные модели.* 1999.

[2] *The Book of GENESIS: Exploring Realistic Neural Models with the GEneral NEural SImulation System.* Springer, 2nd edition, 1998.

[3] 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.