

Моделирование нейроморфных систем на переключательном уровне

Андрюхин А.И.

Донецкий национальный технический университет

alexandruckin@ramber.ru

Андрюхин А.И. «Моделирование нейроморфных систем на переключательном уровне». В работе выполнен обзор основных аппаратных и программных моделей реализации нейроморфных чипов. Рассмотрена известная модель Ходжкина-Хаксли и ее модификации. Даны примеры расчета моделей Морриса-Лекара, Фиц Хью-Нагумо, Хиндмарш-Розе. Показана возможность применения логического многозначного моделирования на переключательном уровне для схем пороговой логики. Это позволяет выполнять моделирование и тестирование реализаций нейроморфных систем в современных КМОП-технологиях.

Ключевые слова: нейрон, пороговая логика, многозначное моделирование, переключательный уровень.

Введение

В настоящее время аналоговые СБИС считаются идеальным решением реализации сенсорных систем восприятия на базе твердотельной электроники. В случае успеха человечество научится создавать вживляемые кремниевые сетчатки для слепых и звуковые процессоры для глухих, а также дешевые и эффективные визуальные, звуковые и обонятельные чипы для роботов [1 – 4].

Аналоговые схемы играют важную роль в разработке современных электронных технологий. Даже в наш век цифровых компьютерных решений, аналоговые схемы до сих пор преобладают в области связи, энергетики, автоматического контроля, аудио и видео электроники благодаря их способности обрабатывать сигналы в реальном времени.

Создание нейроморфных микрочипов представляет собой отображение (морфинг) нервных связей на кремниевые электронные цепи. Обычно разделяют реализацию биологических и формальных нейронных систем.

Наиболее известный шаг при аппаратной реализации биологических нейронных систем связан с именами Миши Маховальд и известного специалиста по микроэлектронной технологии Карвера Мида (Carver Mead).

Целью исследования является оценка возможностей использования моделирования искусственных нейронных сетей (ИНС, нейроморфных чипов) на переключательном уровне. Это позволит более точно и эффективно выполнять проектирование и диагностирование ИНС.

Задачей исследования является оценка возможностей моделирования и тестирования на переключательном уровне нейроморфных систем на базе элементов пороговой логики.

Искусственные нейронные сети

На рисунках 1 и 2 представлены уровни исследований для биологических и кремниевых структур согласно [5].

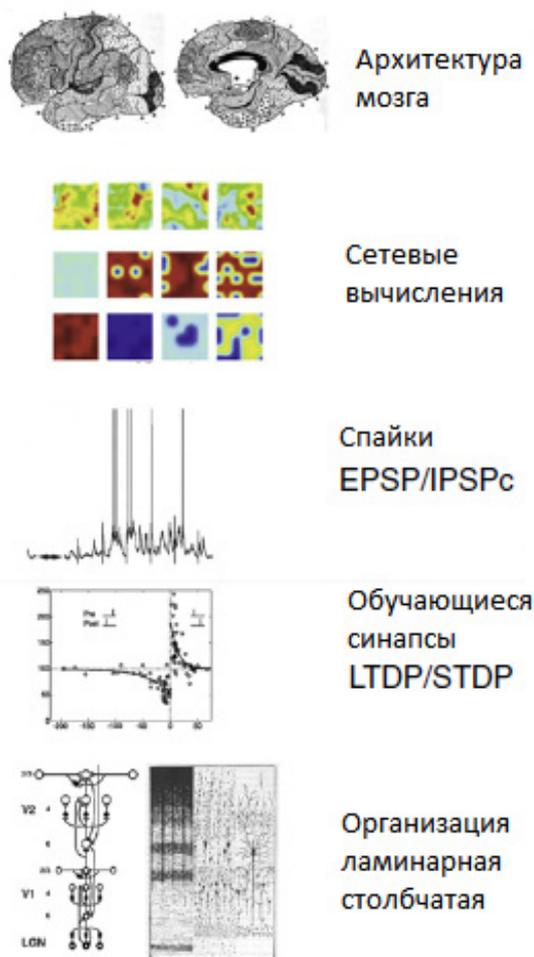


Рисунок 1. – Уровни исследований биологических нейронных структур

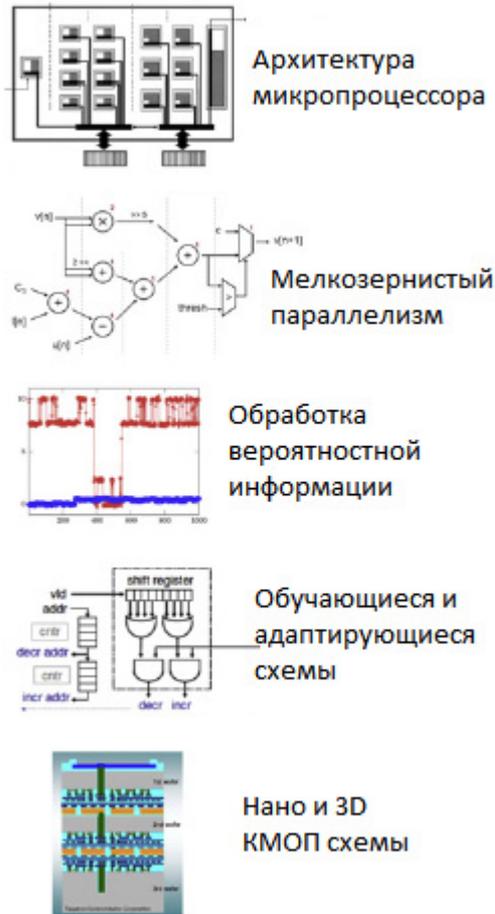


Рисунок 2. – Уровни исследований кремниевых нейрочипов

Заметим, что верхние три уровня на обоих рисунках можно определить как абстрактно-вычислительные, а последние два как физические.

Клеточные нейронные сети

Методы, связанные с цифровыми вычислениями подошли к серьезной границе скорости из-за своей последовательной структуры. Для преодоления этой проблемы была предложена модель «нейронной сети», основанной на некоторых аспектах нейробиологии и адаптированная к интегральным схемам. Её ключевыми чертами являются асинхронные параллельные вычисления, непрерывная динамика и глобальное взаимодействие элементов сети.

Рассмотрим архитектуру клеточной нейронной сети [6, 7]. Базовой частью клеточной нейронной сети является ячейка. Она содержит линейные и нелинейные элементы цепи. Обычно это линейный конденсатор, линейное сопротивление, линейный и нелинейный контролируемый источник, и независимый источник. Структура клеточной нейронной сети схожа с применяемой в клеточных автоматах. Любая ячейка клеточной нейронной сети соединена

только с соседними ячейками. Граничащие ячейки могут непосредственно взаимодействовать друг с другом. Ячейки, отстоящие друг от друга на некотором расстоянии, могут косвенно взаимодействовать в связи с эффектом распространения непрерывных сигналов в клеточной нейронной сети. Пример двумерной клеточной нейронной сети приведен на рисунке 3.

У клеточной нейронной сети $M \times N$ есть $M \times N$ ячеек, распределенных по M строкам и N колонкам. Ячейка, расположенная на i -й строке и j -й колонке обозначается $C(i,j)$, как на рисунке 3.

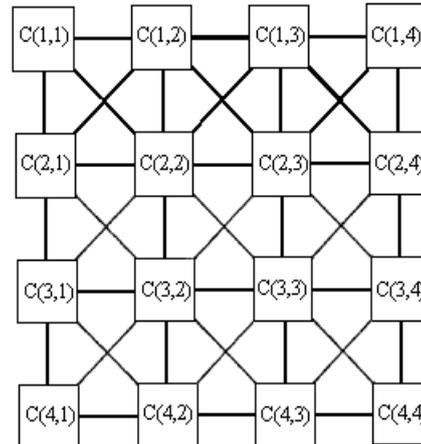


Рисунок 3. – Двумерная клеточная нейронная сеть

В клеточной нейронной сети R-соседство ячейки $C(i,j)$ определяется по формуле:

$$N(i,j) = \{C(k,l) \mid (\max\{|k-i|, |l-j|\}) \leq r, 1 \leq k \leq M, 1 \leq l \leq N\},$$

где r – целое, положительное число.

Из этой формулы легко можно увидеть свойство симметричности, следующего вида. Если $C(i,j) \in N_r(k,l)$, то $C(k,l) \in N_r(i,j)$. для всех $C(i,j), C(k,l)$ принадлежащих клеточной нейронной сети. На рисунке 4 показаны ячейки, граничащие с $C(i,j)$ -й ячейкой (расположенной в центре и отмеченной штриховкой) с $r=1, 2$ и 3.

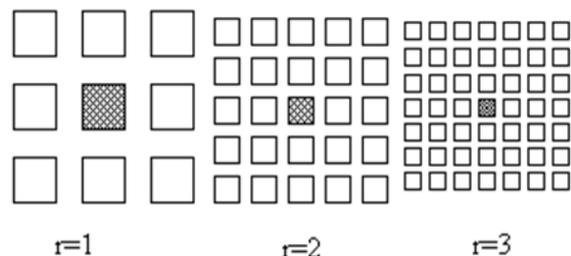


Рисунок 4. – Соседи для $C(i,j)$ ячейки, определенные для $r=1, r=2, r=3$

Стандартный пример ячейки клеточной нейронной сети $C(i,j)$ приведен на рисунке 5, где $u(x, y)$ – индексы входного (состояние, выходного) сигналов соответственно.

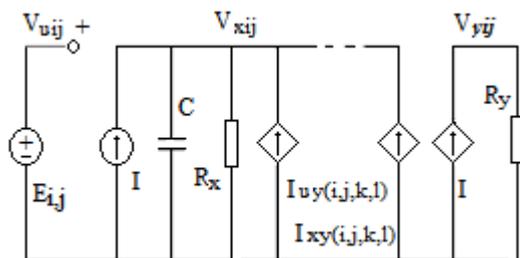


Рисунок 5. – Пример схемы ячейки клеточной нейронной сети

Узловое напряжение V_{xij} ячейки $C(i,j)$ называется состоянием ячейки. В начальном состоянии его амплитуда меньше либо равна единице. Узловое напряжение V_{uj} ячейки $C(i,j)$ называется входным сигналом. В начальном состоянии его амплитуда также меньше либо равна единице. Узловое напряжение V_{yij} ячейки $C(i,j)$ – выходной сигнал ячейки [6].

В каждой ячейке $C(i,j)$ есть независимый источник напряжения E_{ij} , один независимый источник тока I , один линейный конденсатор C , два линейных резистора R_x , R_y и в большинстве случаев $2m$ источников тока, контролируемых напряжением. Они связаны с соседними ячейками через контроллер входного напряжения V_{uj} и откликом выходного напряжения V_{yij} соседних ячеек $C(k,l)$, где m – эквивалентно количеству соседних ячеек. В частности, $I_{xy}(i,j,k,l)$ и $I_{yx}(i,j,k,l)$ – это линейные напряжения, контролируемые источником тока с такими характеристиками $I_{xy}(i,j,k,l)=A(i,j,k,l)u_{ykl}$ и $I_{yx}(i,j,k,l)=B(i,j,k,l)u_{xkl}$ для всех $C(k,l), \in N_r(i,j)$. Единственный нелинейный элемент в каждой ячейке – это кусочно-линейный контролируемый напряжением источник тока $I_{yx}=1/R_y f(V_{xij})$, где функция f приведена на рисунке 6 (известная модель Чуа [6]).

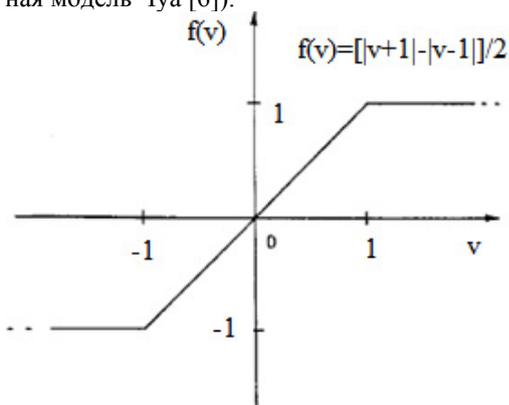


Рисунок 6. – Характеристика нелинейного источника тока

Биологические нейронные системы

Миша Маховальд и известный специалист по микроэлектронной технологии Карвер

Мид (Carver Mead) впервые попытались изготовить глазную сетчатку из кремния в Калифорнийском технологическом институте. Они воспроизвели на основе нейрочипов три из пяти ее слоев. Другие исследователи моделировали (морфировали) остальные части зрительной и слуховой систем.

В 2001 г. Карим Заглул изготовил все пять слоев сетчатки и смоделировал визуальные сообщения, посылаемые мозгу ганглионарными клетками, т.е. выходными нейронами сетчатки.

Его кремниевый чип сетчатки, Visio1, воспроизводит реакцию основных четырех типов ганглионарных клеток сетчатки, которые вырабатывают сигналы и вместе составляют 90 % оптического нерва.

На рисунке 7 приведен визуальный чип.

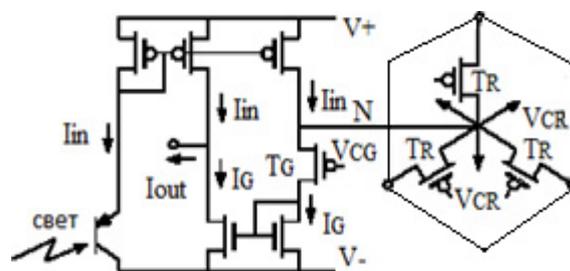


Рисунок 7. – Ячейка искусственной сетчатки

Чип имитирует процесс, в котором активированные напряжением ионные каналы заставляют ганглионарные клетки (и нейроны в остальной части мозга) вырабатывать нервные импульсы.

Для аналоговой реализации центральной нервной системы важен механизм генерации нервного импульса, т.е. функционирование клеточной мембраны, которая поддерживает постоянный состав цитоплазмы внутри клетки и обеспечивает проведение нервных импульсов.

Нервный импульс (спайк-spike) – процесс распространения возбуждения по аксону от тела клетки (аксонного холмика) до окончания аксона. Импульсы по волокну передаются в виде скачков потенциала внутриклеточной среды по отношению к внешней среде, окружающей клетку.

Для описания этих процессов используют классическую модель электрогенеза нервной клетки Ходжкина-Хаксли или ее более простые модификации Морриса-Лекара, Фиц Хью-Нагумо, Хиндмарш-Розе и др. [8, 9].

Модель Morris-Lecar (приводится ниже на рисунке 8) описывает такие свойства нейрона, как генерация спайков и режим невосприимчивости к внешнему воздействию с помощью параметров: v – трансмембранный потенциал нейрона, w – активность калийного тока, I – внешний ток и др.

$$gCa = 1.1$$

```

gK = 2
gL = 0.5
vCa = 1
vK = -0.7
vL = -0.5
ep = 0.02
It[t_] := 0.23*Abs[Sin[1*t]]
mb[v_] := (1 + Tanh[(v[t] + 1)/0.15])/2
wb[v_] := (1 + Tanh[v[t]/0.3])/2
tb[v_] := 1/Cosh[v[t]/0.6]
Iion[v_, w_] := gCa*mb[v] +
gK*w[t]*(vK - v[t]) + gL*(vL - v[t])
NDSolve[{v'[t] == Iion[v, w] + It[t],
w'[t] == ep*(wb[v] - w[t])/tb[v], v[0] ==
0, w[0] == 0}, {v, w}, {t,
0, 40.5}, MaxSteps -> Infinity]
Plot[{Evaluate[v[t] /. %], Evaluate[w[t] /.
%]}, {t, 0, 40.5}]
    
```

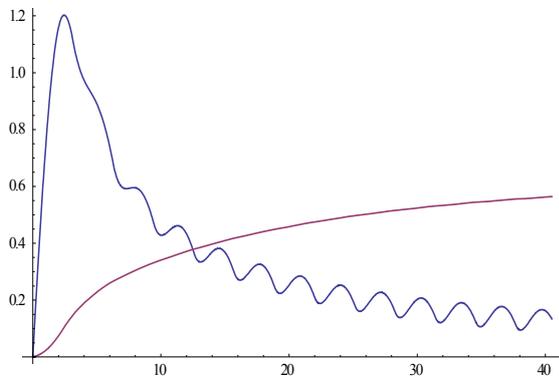


Рисунок 8. – Программа в Math 9 и результаты моделирования в модифицированной модели Морриса-Лекара

Приведем только результаты моделирования в некоторых других моделях на рисунках 9 и 10.

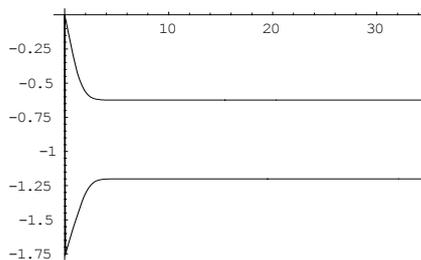


Рисунок 9. – Результаты моделирования в модели Фиц Хью-Нагумо

Заметим, что модель Хиндмарш-Розе (Hindmarsh-Rose) является феноменологической моделью динамики мембранного потенциала нейрона и она является, по сути, законом Кирхгофа, записанным для потенциала клеточной мембраны.

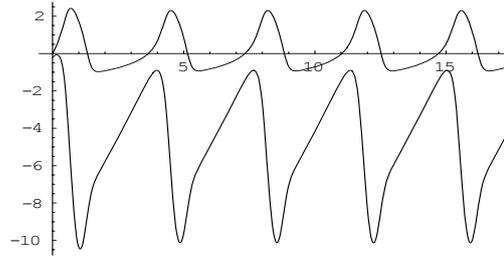


Рисунок 10. – Результаты моделирования в модели Хиндмарш-Розе (2- мерная)

На рисунке 11 центральное место занимает схема клеточной мембраны.

Результаты моделирования по модели Ходжкина-Хаксли приведены в [8, 9].

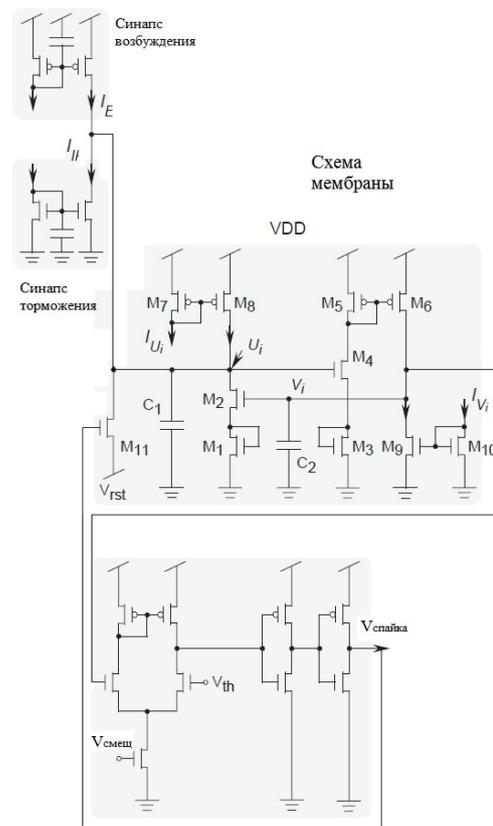


Рисунок 11. – Реализация клеточной мембраны на МОП-структурах

Нейроморфные реализации механизма адаптации

Модель Ходжкина-Хаксли является простой моделью, описывающей импульсные свойства аксона кальмара, имеющего два активных ионных канала (натриевый и калийный) [8, 9]. Модификация этой модели шла в таких направлениях, как увеличение и учет различных видов ионных каналов, анализ структуры отростков аксонов и дендритов и т.п.

В настоящее время одним из основных направлений является нейроморфная реализация механизма нервной адаптации.

Первоначально эффект нервной адаптации наблюдался, когда нейроны показывали изменение своих импульсных свойств в присутствии постоянных стимулов. Первоначально считалось, что этот процесс обуславливается одной временной константой экспоненциальной зависимости и легко объясняется просто «адаптацией» канала.

Однако экспериментальные данные показывают, что процесс нервной адаптации имеет разные временные константы, зависящие от истории входных стимулов. Более того, зависимости имеют скорее степенной вид, нежели экспоненциальный и предлагались различные объяснения этим фактам [10, 11].

На рисунке 12 представлена электронная схема механизма нервной адаптации аксона кальмара с двумя активными каналами, которая предложена в [12]. Рассматривая ее МОП-реализацию (в частности, заменяя резисторы на нагрузочные транзистры), можно применять для ее качественного анализа и моделирования методики из [4].

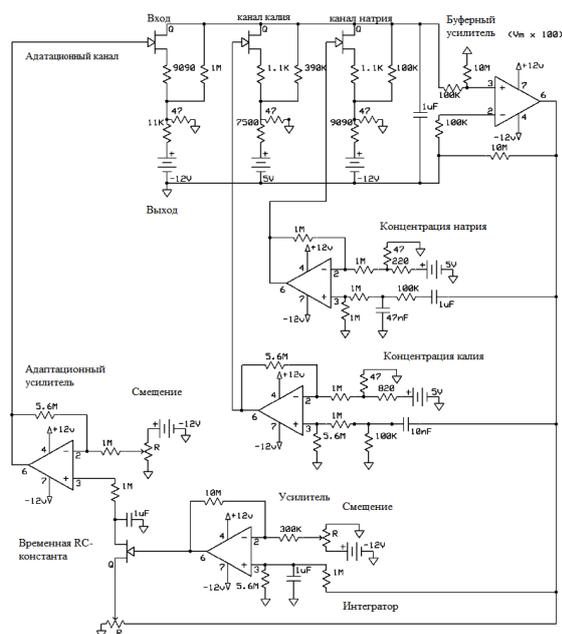


Рисунок 12. – Реализация механизма нервной адаптации

Согласно современным представлениям, такие функции человеческого мозга, как сознание, распознавание и многие другие, объясняются синхронным поведением нейронов определенных структур. С другой стороны, движениями живого существа управляют специальные нервные подсистемы — центральные генераторы ритма (ЦГ). Хотя ЦГ может быть автономной подсистемой, его ритм и фаза должны быть

синхронизированы с состоянием двигательной системы, что осуществляется на основе сенсорной обратной связи. Поэтому большое внимание уделяется синхронизации в нейронных структурах.

Пороговая логика

При реализации формальных нейронных систем широко используют тот факт, что многие булевы функции можно представить пороговыми функциями. Известно, пороговая функция (*TLF*) – это булева функция $Y(x) = \text{sgn}(\sum \omega_i x_i - \theta)$, где ω_i – веса аргументов x_i , θ – порог, $x = (x_1, \dots, x_n)$. Более того, важность использования *TL* связана с доказательством того, что некоторые виды булевых функции могут быть реализованы с использованием *TL* сетей, которые требуют меньше вентилях при меньшем количестве ступеней схемной реализации в сравнении с реализациями, основанными на традиционных булевых вентилях. Это ясно при рассмотрении следующего простого примера $x_1 \& (x_2 \vee x_3) = \text{sgn}(2x_1 + x_2 + x_3 - 3)$ или $x_1 \vee (x_2 \wedge x_3) = \text{sgn}(2x_1 + x_2 + x_3 - 1.5)$ [4, 5].

Наиболее известные представления булевых функций пороговыми функциями:

$$\begin{aligned} \text{OR}(x_1, x_2, \dots, x_n) &= \text{sgn}(-1 + x_1 + x_2 + \dots + x_n), \\ \text{AND}(x_1, x_2, \dots, x_n) &= \text{sgn}(-n + x_1 + x_2 + \dots + x_n), \\ \text{NAND}(x_1, x_2, \dots, x_n) &= \text{sgn}(n - 1 - x_1 - x_2 - \dots - x_n), \\ \text{MAJ}(x_1, x_2, \dots, x_n) &= \text{sgn}(\lceil n/2 \rceil + x_1 + x_2 + \dots + x_n). \end{aligned}$$

Однако легко показывается, что функция $\text{XOR}(x_1, x_2)$ не представима функцией вида $\text{sgn}(w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2)$, т.е. не является пороговой (ЛРБФ-линейно-разделимая булева функция) функцией. Эта функция является единственной (и ее отрицание) булевой функцией от двух переменных из 16, которая не может быть реализована однослойной ИНС. Этот отрицательный результат был одной из причин угасания внимания к нейронным сетям в 60-е годы.

Заметим, что функция XOR , являющаяся элементарным распознавателем самых простых сигналов или объектов, реализуется достаточно сложной нейронной сетью. Известно, что операция распознавания является базовой операцией для интеллектуальных систем. Формальный нейрон, который описывается пороговой функцией, является базовым элементом ИНС. Используя ИНС, мы пытаемся построить системы искусственного разума, и естественно предположить, что базовый элемент может выполнять операцию распознавания. Но распознавание является эмерджентным свойством систем, которые могут быть построены на пороговых элементах, как и память для базового элемента памяти. Последний элемент легко реализуется двумя нейронами с обратными связями. Второе объяснение связано с неэквивалентностью биологического и формального нейронов.

Заметим, что в настоящее время нет полной ясности о числе линейно разделимых (или неразделимых) булевых функций от n переменных при $n > 8$ [14].

Моделирование схем пороговой логики

В [14] рассматривается известная классификация пороговых функций, основой которой является их разбиение по количеству порогов и ограничениям на значения весов входов, представленная на рисунке 13 (здесь LT-threshold logic(пороговая логика), LTM- threshold logic many (пороговая логика со многими входами) и т.д. при реализации соответствующих функций).

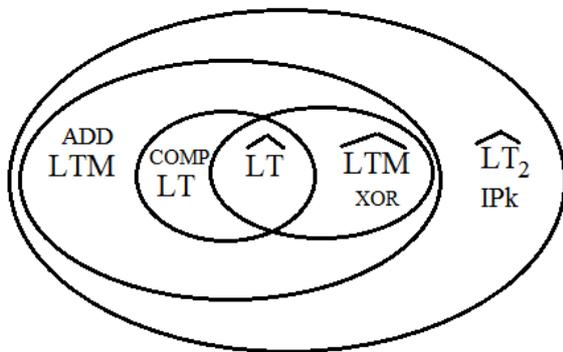


Рисунок 13. – Классификация пороговых функций

На рисунке 14 представлен один из возможных вариантов реализации любой пороговой функции на полевых транзисторах с плавающим затвором, но в настоящее время это с требуемой точностью трудно выполнить [4].

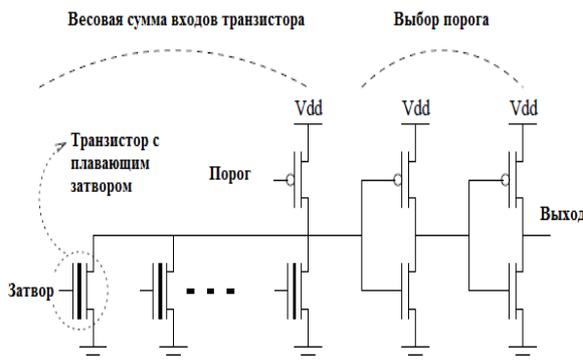


Рисунок 14. – Универсальная реализация пороговых функций

Согласно этой классификации, мы можем использовать моделирование на переключательном уровне для всех видов пороговых функций. Например, выше было упомянуто, что булева функция $F=x_1 \vee (x_2 \wedge x_3)$ может быть представлена как $F=sng(2x_1+x_2+x_3-1.5)$.

Схема, реализующая $F=x_1 \vee (x_2 \wedge x_3)$, показана на рисунке 15. Далее, приведен рисунок 16 с таблицей результатов моделирования этой схемы. В приведенной таблице столбец 6 показывает результат булевой функции, столбцы 3, 4, 5 соответствуют аргументам x_1, x_2 и x_3 .

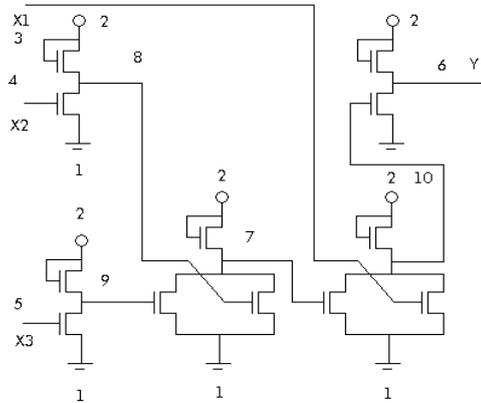


Рисунок 15. – Реализации $F=sng(2x_1+x_2+x_3-1.5)$

Номер набора	Число итераций	Узел 3	Узел 4	Узел 5	Узел 6	Узел 7	Узел 8	Узел 9	Узел 10
1	5	D0	D0	D0	D0	D0	W1	W1	W1
2	2	D0	D0	D1	D0	D0	W1	D0	W1
3	2	D0	D1	D0	D0	D0	D0	W1	W1
4	5	D0	D1	D1	W1	W1	D0	D0	D0
5	3	D1	D0	D0	W1	D0	W1	W1	D0
6	2	D1	D0	D1	W1	D0	W1	D0	D0
7	2	D1	D1	D0	W1	D0	D0	W1	D0
8	3	D1	D1	D1	W1	W1	D0	D0	D0

Рисунок 16. – Результаты моделирования схемы, представленной на рисунке 15

Выводы

В работе выполнен обзор основных аппаратных и программных моделей реализации нейроморфных чипов для обработки различной информации. Были представлены модели как биологических, так и формальных нейронных систем.

Рассмотрены модель Хаксли-Ходжкина и ее модификации, клеточные нейронные сети и схемы пороговой логики.

Показана возможность применения логического многозначного моделирования на переключательном уровне для нейроморфных систем и в частности схем пороговой логики.

Таким образом, использование описания схем на переключательном уровне позволяет выполнять моделирование и тестирование аппаратных реализаций нейроморфных систем в различных МОП и КМОП-технологиях.

Список литературы

1. Liu S.-C., Kramer J., Indiveri G., Delbruck T., and Douglas R. Analog VLSI: Circuits and Principles, MIT Press, 2002.
2. Valeriu Beiu, Senior Member, IEEE, José M. Quintana and María J. Avedillo. VLSI Implementations of Threshold Logic – A Comprehensive Survey // IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 14, no 5, September 2003, pp. 1217 – 1243.
3. Андрюхин А.И. Оценка вариаций параметров нейроморфных сетей // Наукові праці Донецького національного технічного університету, серія: «Проблеми моделювання та автоматизації проектування», № 1(10) – 2(11), 2012. – С. 122 – 131.
4. Андрюхин А.И. Моделирование и диагностирование дискретных устройств на переключательном уровне: монография. Донецк: ГВУЗ «ДонНТУ», 2012. – 257 с.
5. Cassidy A.S., Georgiou J., Andreou A.G. Design of silicon brains in the nano-CMOS era: Spiking neurons, learning synapses and neural architecture optimization // Neural Networks 45 (2013), pp. 4 – 26.
6. Chua L. and Yang L. “Cellular Neural Networks: Theory,” IEEE Trans. on Circuits and Systems, 35(10): 1257 – 1272, 1988.
7. Leon O. Chua, Valery I. Sbitnev and Sook Yoon. A nonlinear dynamics perspective of Wolfram’s new kind of science. Part II: Universal neuron // International Journal of Bifurcation and Chaos, Vol. 13, no 9 (2003), pp. 2377 – 2491.
8. Hodgkin A., Huxley A. (1952) A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. Journal of Physiology 177, pp. 500 – 544.
9. The Handbook of Brain Theory and Neural Networks // Ed.by M.A. Arbib, Massachusetts Institute of Technology, 2003.
10. Gilboa G., Chen R., Brenner N. History-Dependent Multiple-Time-Scale Dynamics in a Single-Neuron Model // The Journal of Neuroscience, 2005, 25(28), pp. 6479 – 6489.
11. Drew P.J., Abbott L.F. Models and properties of power-law adaptation in neural systems // Journal of neurophysiology, 2006, 96(2), pp. 826 – 833.
12. Roy G. A simple electronic analog of the squid axon membrane // IEEE Trans Biomed Eng., 1972, 19(1), pp. 60 – 63.
13. Izhikevich, Eugene M. Dynamical systems in neuroscience: the geometry of excitability and bursting // Massachusetts Institute of Technology, 2007.
14. Bohossian V. Neural logic: Theory and implementation. Ph.D. dissertation, Cal Tech, 1998. Available www.paradise.caltech.edu/papers/vincent_thesis.ps.
15. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.

References (transliteration)

1. Liu S.-C., Kramer J., Indiveri G., Delbruck T., and Douglas R. Analog VLSI: Circuits and Principles, MIT Press, 2002.
2. Valeriu Beiu, Senior Member, IEEE, José M. Quintana and María J. Avedillo. VLSI Implementations of Threshold Logic – A Comprehensive Survey // IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 14, no 5, September 2003, pp. 1217 – 1243.
3. Andrjuhin A.I. Ocenka variacij parametrov nejromofnyh setej [Evaluation of parameter variations neyromofnyh networks] // Naukovi praci Donec'kogo nacional'nogo tehnicznego universitetu, serija: “Problemi modeljuvan-nja ta avtomatizacii proektuvannja”, no 1(10) – 2(11), 2012. – pp. 122 – 131.
4. Andrjuhin A.I. Modelirovanie i diagnostirovanie diskretnyh ustrojstv na perekljuchatel'nom urovne: monografija [Modelling and diagnosis of discrete devices on the switching level: monograph]. Doneck: GVUZ “Don-NTU”, 2012. – 257 p.
5. Cassidy A.S., Georgiou J. and Andreou A.G.. Design of silicon brains in the nano-CMOS era: Spiking neurons, learning synapses and neural architecture optimization // Neural Networks 45 (2013), pp. 4 – 26.
6. Chua L. and Yang L. “Cellular Neural Networks: Theory,” IEEE Trans. on Circuits and Systems, 35(10): 1257 – 1272, 1988.
7. Leon O. Chua and Valery I. Sbitnev and Sook Yoon. A nonlinear dynamics perspective of Wolfram’s new kind of science. Part II: Universal neuron // International Journal of Bifurcation and Chaos, Vol. 13, no 9 (2003), pp. 2377 – 2491.
8. Hodgkin A. and Huxley A. (1952) A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve. Journal of Physiology 177, pp. 500 – 544.
9. The Handbook of Brain Theory and Neural Networks // Ed.by M.A. Arbib, Massachusetts Institute of Technology, 2003.
10. Gilboa G., Chen R., Brenner N. History-Dependent Multiple-Time-Scale Dynamics in a Single-Neuron Model // The Journal of Neuroscience, 2005, 25(28), pp. 6479 – 6489.

11. Drew P.J. and Abbott L.F. Models and properties of power-law adaptation in neural systems // *Journal of neurophysiology*, 2006, 96(2), pp. 826 – 833.
12. Roy G. A simple electronic analog of the squid axon membrane // *IEEE Trans Biomed Eng.*, 1972, 19(1), pp. 60 – 63.
13. Izhikevich, Eugene M. Dynamical systems in neuroscience: the geometry of excitability and bursting // *Massachusetts Institute of Technology*, 2007.
14. Bohossian V. Neural logic: Theory and implementation. Ph.D. dissertation, Cal Tech, 1998. Available www.paradise.caltech.edu/papers/vincent_thesis.ps.
15. Osovskij S. Nejronnye seti dlja obrabotki informacii [Neural network for processing information] Per. s pol'skogo I.D. Rudinskogo. – M.: Finansy i statistika, 2004. – 344 p.

Андрюхін О.І. «Моделювання нейроморфних систем на перемикаючому рівні». У роботі виконано огляд основних апаратних і програмних моделей реалізації нейроморфних чіпів. Розглянуто відому модель Ходжкіна-Хакслі та її модифікації. Наведено приклади розрахунку моделей Морріса-Лекара, Фіц Хью-Нагумо, Хіндмарш-Розе. Показана можливість застосування логічного багатозначного моделювання на перемикаючому рівні для схем порогової логіки. Це дозволяє виконувати моделювання та тестування реалізацій нейроморфних систем в сучасних КМОП-технологіях.

Ключові слова: *нейрон, порогова логіка, багатозначне моделювання, перемикаючий рівень.*

Andruckin A.I. “Switch-level modeling of neuromorphic systems”. The paper gives an overview of the major hardware and software implementation models neuromorphic chips. Design framework for neuromorphic architectures in the nano-CMOS era was presented. Our approach to the design of spiking neurons and STDP learning circuits relies on parallel computational structures where neurons are abstracted as digital arithmetic logic units and communication processors. Model as a biological neural systems and formal neural systems were presented. Known model Hodgkin- Huxley and its modifications were considered. Examples of calculation model Morris-Lecar, Hindmarsh-Rose and Fitzhugh-Nagumo were performed in the system Math 9. Cellular neural networks, and a specific example L. Chua were considered. Hardware implementation of formal neural systems (threshold logic) was presented. MOS implementation of neuronal adaptation is not very biologically plausible, but simulations of adaptation suggest other possible mechanisms that may be easily implemented in a other neuromorphic circuit. Basic threshold functions (definition and classification, basic properties and universal implementation) were presented. The possibility of a multi-valued logic simulation on the switching threshold level for logic circuits has been considered. Theoretical and practical aspects of the method were given. A specific example of the application of the switch-level simulation was given for threshold logic circuits.

The results, in addition to the theory of the creation of neuromorphic systems may be used in the technical logical identification and diagnosis systems.

Keywords: *neuron, threshold logic, multivalued simulation, switching level.*

Статья поступила в редакцию 20.07.2014

Рекомендована к публикации д-ром техн. наук Ф.В. Недопекиным