

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра физики открытых систем

**Спиновые волны для систем обработки информационных
сигналов на основе нечеткой логики**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 4 курса 431 группы

направления 09.03.02 Информационные системы и технологии

факультета нелинейных процессов

Журловой Ирины Михайловны

Научный руководитель
к.ф.-м.н., доцент кафедры
физики открытых систем
должность, уч. степень, уч. звание

дата, подпись

А.В. Садовников
инициалы, фамилия

Заведующий кафедрой
профессор, д.ф.-м.н
должность, уч. степень, уч. звание

дата, подпись

А.А. Короновский
инициалы, фамилия

Саратов 2019 год

Введение. На протяжении десятилетий разработка машины, способной обрабатывать информацию быстрее мозга, является приоритетной задачей для многих ученых и специалистов. В последние годы в мире бурно развивается новая прикладная область математики и физики, специализирующаяся на создании систем искусственного интеллекта.

Каждый тип архитектуры интеллектуальных систем [1] обладает своими особенностями в части обучения сети, обработки данных и вычисления конечного результата, что позволяет использовать одни типы архитектур для решения задач, к которым не применимы другие. Так, например, использование искусственных нейронных сетей в задачах по распознаванию образов имеет широкое применение, однако, объяснить принцип работы сетей достаточно сложно. Сети могут самостоятельно получать данные и обрабатывать их, однако, процесс обучения сетей достаточно долг, кроме того, анализ полученной в конечном итоге сети достаточно сложен. При этом, ввод в нейронную сеть какой-либо заранее достоверной информации не возможен.

Рассматривая системы, построенные на нечеткой логике, можно утверждать обратное – данные, получаемые на выходе таких систем, легки в понимании, однако, такие системы не могут самостоятельно получать информацию, которую можно использовать в дальнейшем при формировании выходных данных.

Системы искусственного интеллекта требуют нанотехнологической базы для создания материалов и устройств, что привело к обширным усилиям по реализации компактных, аналоговых и энергонезависимых твердотельных устройств, изготовленных из различных материальных систем, таких как резистивные переключающие материалы и ферроэлектрические материалы.

Интенсивные исследования в области магнитных материалов и, в особенности, микро- и наноманитных структур в последние годы позволили получить интересные и важные научные результаты, которые легли в основу такого научного направления, как спинтроника. Ожидается, что использование магнитоупорядоченных сред в составе метаматериалов позволит получить искусственные среды и структуры с совершенно новыми, необычными свойствами, которые представляют привлекательную платформу для технологий полупроводниковых устройств [11-14]. Они по своей природе обеспечивают быструю и практически бесконечную операцию записи информации (переключение намагничивания) со стандартными КМОП-совместимыми напряжениями и сохраняют свое состояние без использования источника питания. Кроме того, эти функции обещают создать высокопроизводительные и маломощные системы искусственного интеллекта, которые являются адаптивными благодаря непрерывному обучению и устойчивы к воздействию окружающей среды.

Целью работы является экспериментальное исследование системы, состоящей из двух ферромагнитных микроволноводов, которая может применяться в системах для обработки сигнала.

Работа будет состоять из четырех глав. В первой главе были изучены основные компоненты нейронной сети, материалы, которые могут быть использованы для изготовления нейронных сетей. Во второй главе были изучены основные свойства нечеткой логики, сходства и различия нечеткой логики с нейронными сетями. В третьей главе была исследована структура, состоящая из двух ферромагнитных микроволноводов, произведен расчет дисперсионных характеристик магнито-статических волн (МСВ), распространяющихся в данной структуре. В четвертой главе произведен расчет распределения величины фазы и фазовой развертки, для определения

фазовых значений, которые можно использовать для задания системы нечеткой логики.

Глава 1. Нейронные сети. В первой главе были изучены основные компоненты искусственной нейронной сети, а также материалы, которые могут использоваться для создания нейронных сетей. Искусственная нейронная сеть - это некая математическая модель, представленная в виде программного и аппаратного обеспечения и имеющая целью обучиться делать выводы из обновляемых данных подобно человеку. Главное отличие нейронной сети от обычной программы – способность обучаться, т. е. результат работы нейронной сети может быть основан на данных, которых не существовало на стадии обучения[2-10].

Актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных применений искусственных нейронных сетей. Это автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и многие другие приложения.

Модель нейронной сети определяет, какие компоненты составляют сеть, как работают эти компоненты и как эти компоненты взаимодействуют. В некоторых случаях может оказаться, что выбранная модель мотивирована определенной областью применения. Сама модель также может быть сформирована характеристиками и / или ограничениями конкретного устройства или материала.

Помимо этого, второй вопрос заключается в том, следует ли осуществлять обучение для системы на микросхеме [11-18] или следует обучать сети вне микросхемы, а затем переводить в нейроморфную реализацию. Третий вопрос заключается в том, должны ли алгоритмы работать в режиме онлайн и не контролироваться (в этом случае они обязательно должны быть встроены в микросхему), достаточно ли автономных контролируемых методов или следует использовать комбинацию этих двух методов.

Глава 2. Нечеткая логика. Были рассмотрены возможности совместного использования нечеткой логикой и нейронных сетей. В настоящее время нечеткая логика и нейронные сети укоренились во многих областях применения (экспертные системы, распознавание образов, системное управление и др.). Хотя эти методологии кажутся разными, они имеют много общих особенностей.

Нейронные сети часто используются для улучшения и оптимизации систем на основе нечеткой логики, например, путем предоставления им способности к обучению. Эта способность к обучению достигается путем представления сети обучающего набора различных примеров и использования алгоритма обучения, который изменяет веса (или параметры функций активации) таким образом, что сеть будет воспроизводить правильный выход с правильными входными значениями. Трудность заключается в том, как гарантировать обобщение и определить, когда сеть достаточно обучена.

Существуют сходства между нечеткой логикой и нейронными сетями:

- используют функции оценки на основе выборочных данных;
- не требуют использования математической модели;
- системы являются динамическими;
- преобразуют числовые входные данные в числовые выходные;
- могут обрабатывать неточную информацию;
- могут иметь одно и то же пространство состояний;
- имеют возможность моделировать любую систему при условии, что имеется достаточное количество узлов.

Основное различие между нечеткой логикой и нейронной сетью заключается в том, что нечеткая логика использует эвристические знания для формирования правил и настраивает эти правила с использованием выборочных данных, тогда как нечеткая логика формирует “правила”, полностью основанные на данных.

Во многих случаях хорошие результаты были достигнуты благодаря сочетанию обоих методов. Число такого рода гибридных систем растет. Очень интересной комбинацией является нейро-нечеткая архитектура, в которой хорошие свойства обоих методов пытаются объединить. Нечеткая логика также может быть использована для повышения производительности методов оптимизации, используемых с нейронными сетями[19].

Глава 3. Расчет спектра собственных мод в магнонных микроволноводах. С помощью пакета COMSOL Multiphysics [20] было выполнено создание геометрии изучаемой структуры путем описания ее физических свойств, то есть описание тех материалов, из которых состоит изучаемая конструкция и окружающее устройство пространство, также задаются начальные и граничные условия. Структура (рис. 1) состоит из двух пленок железоиттриевого граната (ЖИГ), толщина каждого микроволновода 10 мкм, ширина – 200 мкм, которые находятся на подложке из галлий гадолиниевого граната (ГГГ), толщина которого 200 мкм, ширина – 800 мкм. Пространство между пленками и границей металла заполняет воздух.

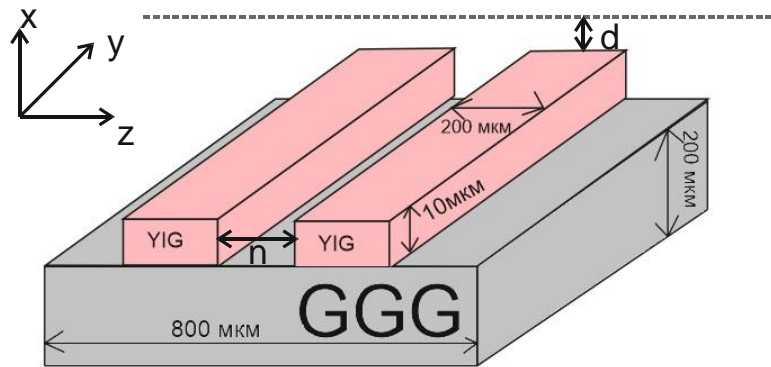
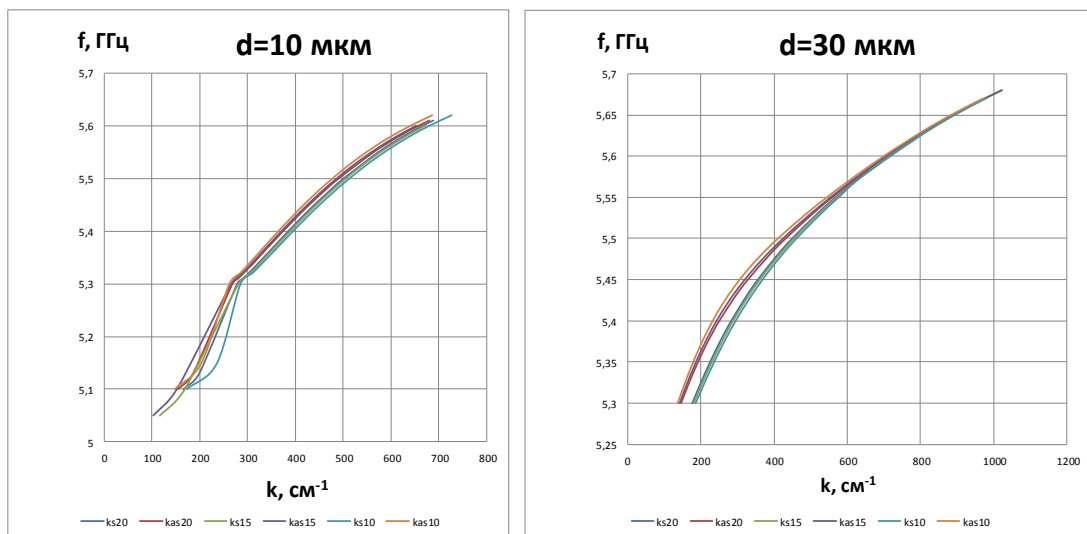


Рисунок 1. Исследуемая структура

Исследование поведения МСВ проводилось для различных условий. Были изменены следующие параметры: расстояние от поверхности пленок до границы металла – d , расстояние между пленками – n , частота – f . Результатом расчета являются дисперсионные характеристики. Расчет дисперсии производился для частот в пределах от 5 ГГц до 6 ГГц. Были получены волновые числа для симметричных и антисимметричных мод. При увеличении расстояния между пленками происходит постепенное сужение между симметричными и антисимметричными модами (Рис. 2).



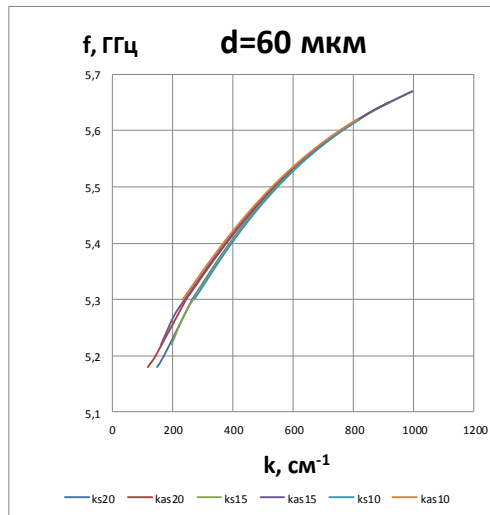


Рисунок 2. Дисперсионные характеристики. При фиксированных значениях расстояния до границы металла $d=10/30/60$ мкм, при меняющихся расстояниях между пленками $n=10/15/20$ мкм.

Глава 4. Метод кодирования информационного сигнала. Используя полученные ранее значения волновых чисел, вычислим значения фаз в программном продукте Wolfram Mathematica с помощью следующей формулы:

$$A(y, z) = A_n e^{kns} \sin(k_z) + A_n e^{knas} |\sin(k_z)|, \quad (0.1)$$

где A – амплитуда сигнала, $k_{s/as}$ – волновые числа, соответствующие симметричной и антисимметричной моде, k_z – пространственное волновое число, n – номер моды.

$$I(y, z) = |A(y, z)|^2 \quad (0.2)$$

$$\varphi(y, z) = \arg\{A(y, z)\} \quad (0.3)$$

Для значений $A_1 = 1$, $f = 5,3$ ГГц: $k_s = 142$ см⁻¹, $k_{as} = 181$ см⁻¹ были получены следующие результаты:

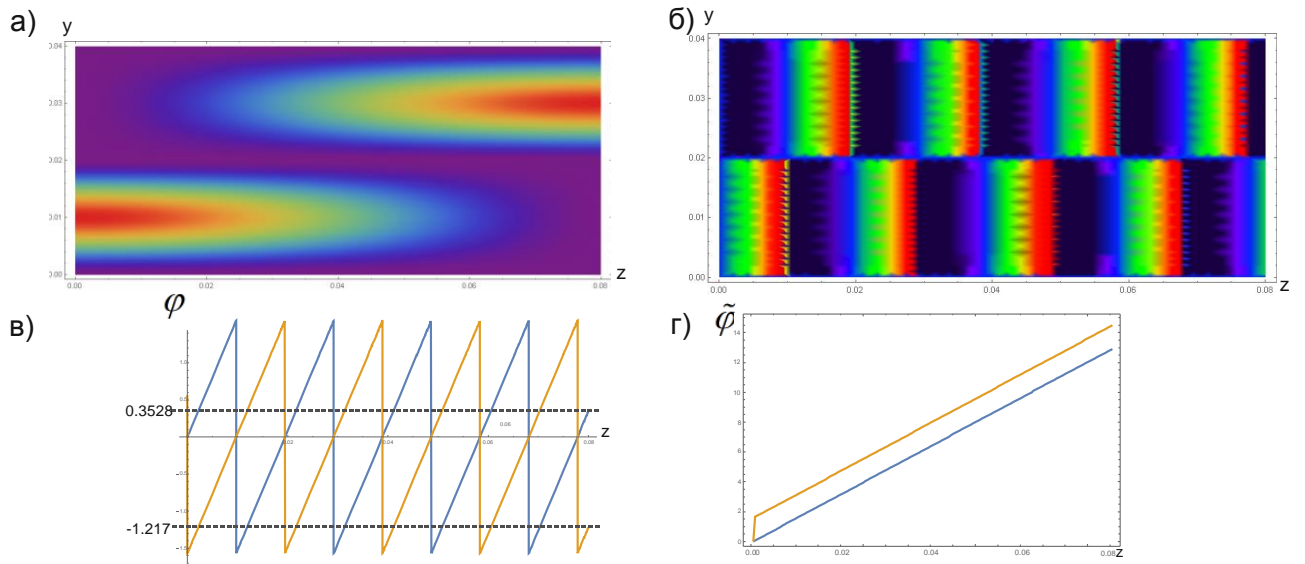
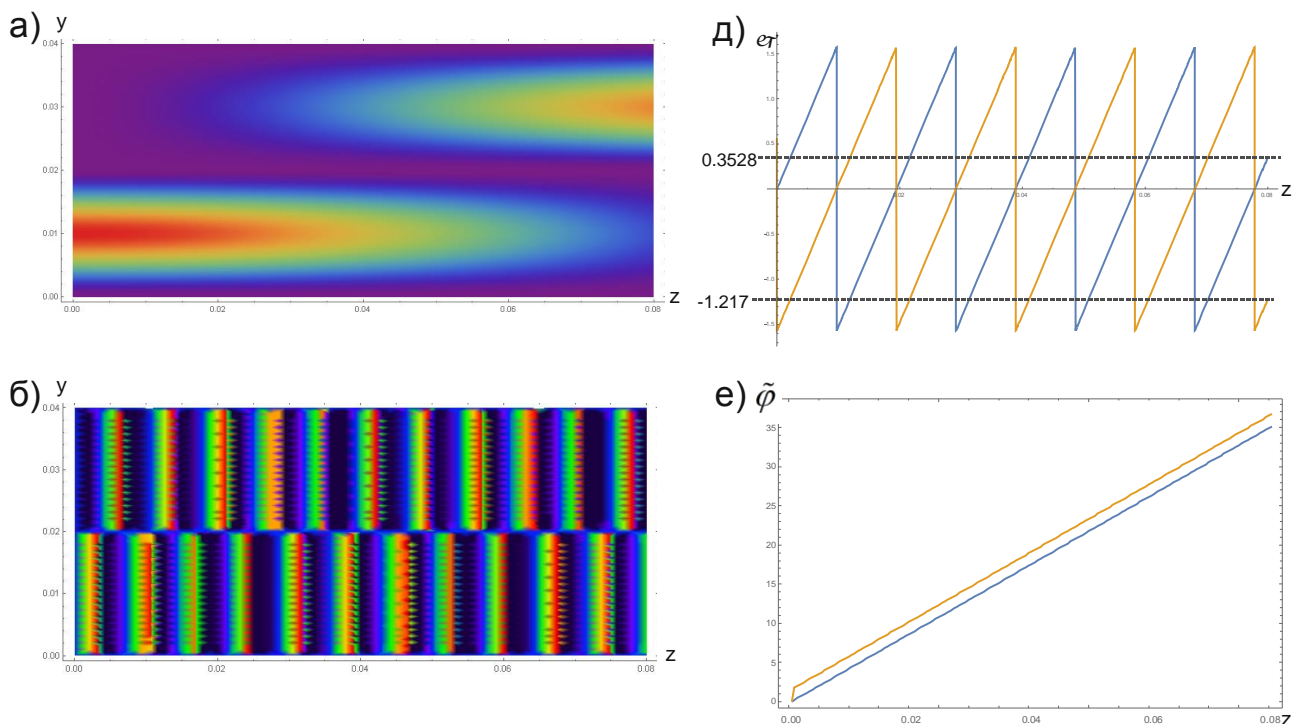


Рисунок 3. а) распределение величины $I(y,z)$; б) распределение величины φ ; в) распределение значений φ в интервале $-\frac{\pi}{2} < \varphi < \frac{\pi}{2}$, желтая линия – 1 волновод, синяя линия – 2 волновод; г) развертка φ , значения для $\tilde{\varphi}$, желтая линия – 1 волновод, синяя линия – 2 волновод.

Затем были построены графики для $f=5,5$ ГГц: $k_s=425$ см⁻¹, $k_{as}=454$ см⁻¹;
 $f=5,54$ ГГц: $k_s = 527$ см⁻¹, $k_{as} = 546$ см⁻¹:



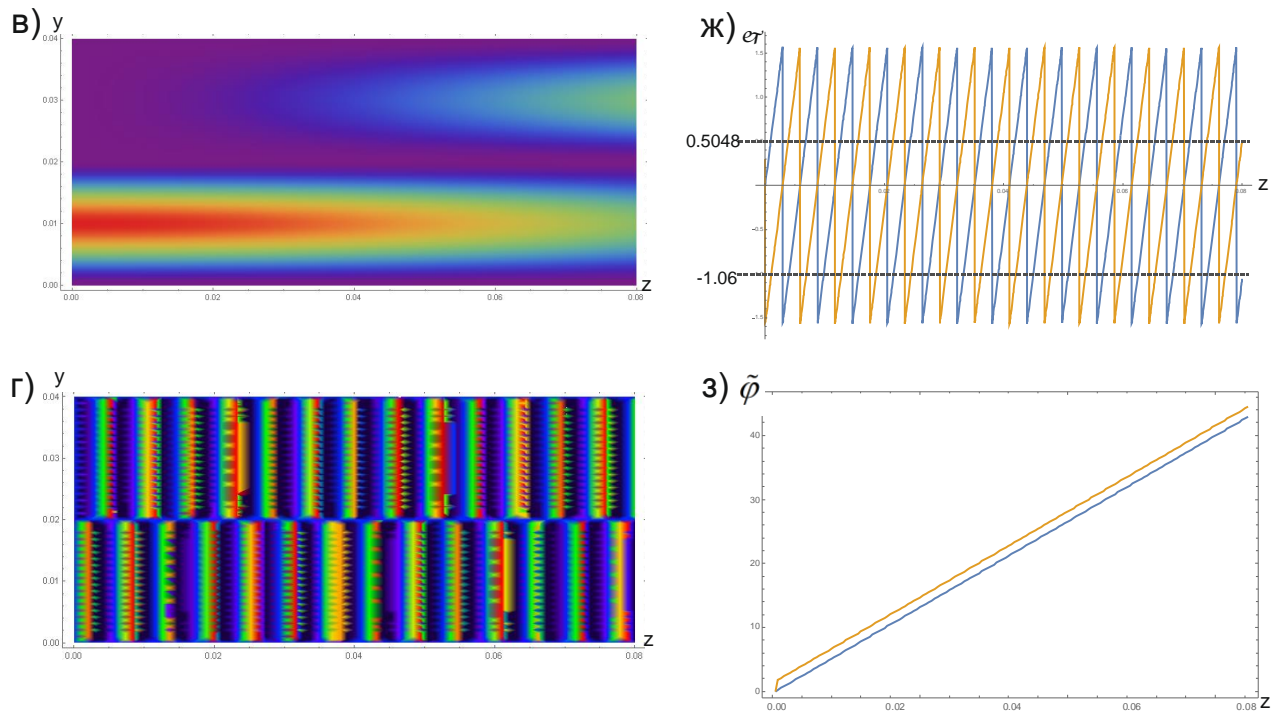


Рисунок 4. а), б), д), е) $k_s = 425 \text{ см}^{-1}$, $k_{as} = 454 \text{ см}^{-1}$; в), г), ж), з) $k_s = 527 \text{ см}^{-1}$, $k_{as} = 546 \text{ см}^{-1}$.

Из графиков видно, что при изменении Δk , изменяются значения φ , а также изменяется $\Delta\tilde{\varphi}$. Для $\Delta k = 39$ $\Delta\tilde{\varphi} = 1.63$ (рис. 3, г), для $\Delta k = 29$ $\Delta\tilde{\varphi} = 1.81$ (рис. 4, е), для $\Delta k = 19$ $\Delta\tilde{\varphi} = 1.58$ (рис. 4, з).

Заключение. В последнее время большое внимание уделяется разработке методов построения или обновления нечетких моделей на основе численных данных. Большинство подходов основаны на нейро-нечетких системах, которые используют функциональное сходство между нечеткими системами рассуждения и нейронными сетями. Такое сочетание нечетких систем и нейронных сетей позволяет более эффективно использовать методы оптимизации для построения нечетких систем, особенно с точки зрения точности их аппроксимации.

Сегодня нечеткая логика используется для решения очень сложных задач в области искусственного интеллекта. Вероятно, масштабируемость и сложность нечеткой системы будет зависеть больше от ее реализации, чем от теории нечеткой логики.

В результате исследования были изучены характеристики материалов, применяемых для создания интеллектуальных систем. Проведено исследование закономерностей распространения магнитостатической волны в системе, состоящей из двух ферромагнитных микроволноводов. Получены дисперсионные характеристики для различных начальных и граничных условий. Исследовано изменение фазовой модуляции с изменением частоты, что позволяет применять данный метод в системах для обработки сигнала, в частности для определения состояний системы нечеткой логики.

Список литературы:

1. J. Von Neumann and R. Kurzweil, The computer and the brain. Yale University Press, 2012.
2. A. F. Murray and A. V. Smith, «Asynchronous vlsi neural networks using pulse-stream arithmetic», Solid-State Circuits, IEEE Journal of, vol. 23, no. 3, стр. 688–697, 1988.
3. F. Blayo and P. Hurat, «A vlsi systolic array dedicated to Hopfield neural network», in VLSI for Artificial Intelligence. Springer, 1989, стр. 255–264.
4. F. Salam, «A model of neural circuits for programmable vlsi implementation», in Circuits and Systems, 1989., IEEE International Symposium on. IEEE, 1989, стр. 849–851.
5. S. Bibyk, M. Ismail, T. Borgstrom, K. Adkins, R. Kaul, N. Khachab, and S. Dupuie, «Current-mode neural network building blocks for analog mos vlsi», in Circuits and Systems, 1990., IEEE International Symposium on. IEEE, 1990, стр. 3283–3285.
6. F. Distanto, M. Sami, and G. S. Gajani, «A general configurable architecture for wsi implementation for neural nets», in Wafer Scale Integration, 1990. Proceedings., [2nd] International Conference on. IEEE, 1990, стр. 116–123.
7. J. B. Burr, «Digital neural network implementations», Neural networks, concepts, applications, and implementations, vol. 3, стр. 237–285, 1991.

8. M. Chiang, T. Lu, and J. Kuo, «Analogue adaptive neural network circuit», IEE Proceedings G (Circuits, Devices and Systems), vol. 138, no. 6, стр. 717–723, 1991.
9. K. Madani, P. Garda, E. Belhaire, and F. Devos, «Two analog counters for neural network implementation», Solid-State Circuits, IEEE Journal of, vol. 26, no. 7, стр. 966–974, 1991.
10. A. F. Murray, D. Del Corso, and L. Tarassenko, «Pulse-stream vlsi neural networks mixing analog and digital techniques», Neural Networks, IEEE Transactions on, vol. 2, no. 2, стр. 193–204, 1991.
11. V. E. Demidov and S. O. Demokritov, IEEE Trans. Magn. 51, 0800215, 2015.
12. A. V. Chumak, A. A. Serga, and B. Hillebrands, Nat. Commun. 5, 4700, 2014.
13. A. V. Sadovnikov, S. Davies, S. Grishin, V. Kruglyak, D. Romanenko, Y. Sharaevskii, and S. Nikitov, Appl. Phys. Lett. 106, 192406, 2015.
14. K. Vogt, F. Fradin, J. Pearson, T. Sebastian, S. Bader, B. Hillebrands, A. Hoffmann, and H. Schultheiss, Nat. Commun. 5, 3727, 2014.
15. L. Chua, «Memristor – the missing circuit element», IEEE Transactions on circuit theory, vol. 18, no. 5, стр. 507–519, 1971.
16. D. B. Strukov, G. S. Snider, D. R. Stewart, and R. S. Williams, «The missing memristor found», nature, vol. 453, no. 7191, стр. 80–83, 2008.

17. B. Linares-Barranco and T. Serrano-Gotarredona, «Memristance can explain spike-time-dependent-plasticity in neural synapses», Nature precedings, vol. 1, p. 2009, 2009.

18. Jacob Torrejon, Mathieu Riou, Flavio Abreu Araujo, Sumito Tsunegi, Mark D. Stiles, Julie Grollier. «Neuromorphic computing with nanoscale spintronic oscillators», 2017

19. Chennakesava R. Alavala, «Fuzzy Logic and Neural Networks. Basics concepts and applications», New age international, India, 2008.

20. Comsol [Электронный ресурс] // URL:
<http://www.companyram.kz/comsol-multiphysics>