

О. К. Колесницкий, к. т. н., доц.; И. В. Бокоцей; А. А. Коренной

АНАЛИЗ ПРИНЦИПОВ ПОСТРОЕНИЯ И СВОЙСТВ УСТРОЙСТВ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ НЕЙРОНА

В статье приведена классификация и сравнительный анализ принципов построения и свойств известных устройств для моделирования нейрона, обнаружены их недостатки и предложены пути их устранения.

Ключевые слова: нейрон, модель нейрона, нейронная сеть, аппаратная реализация, импульсная нейронная сеть, оптоэлектронная элементная база.

Введение

На современном этапе развития техники и технологий человеческий мозг намного лучше, чем компьютерные системы, выполняет такие сложные задачи, как: анализ и распознавание больших объемов информации, поступающей от органов восприятия; задачи поиска оптимальных решений при условии многопараметрических входных данных; задачи планирования и прогнозирования при отсутствии полной начальной информации. Компьютер, наоборот, более эффективно используется для решения задач, связанных с точными вычислениями по формулам, законам, арифметическим операциям и т. д. Для того, чтобы объединить мощности мозга и компьютера, необходимо создать аппаратные реализации многофункциональных искусственных нейронных сетей с большим количеством нейронов.

Постановка задачи. Как известно [1], для получения максимума преимуществ от применения нейронных сетей для практических задач распознавания образов разного происхождения, нужны аппаратные реализации (а не программные или программно-аппаратные) нейронных сетей с как можно большим количеством нейронных элементов. В идеале это количество должно приближаться к количеству нейронов в мозге человека – $(2...5) \times 10^{11}$. Поэтому актуальным является задача эффективной аппаратной реализации моделей нейронов и нейронных сетей в целом.

Цель этой статьи – провести классификацию и сравнительный анализ известных устройств для моделирования нейрона, их свойств, проанализировать недостатки известных устройств для моделирования нейрона и предложить пути устранения этих недостатков.

1. Актуальность исследования и разработки устройств для моделирования нейрона

Результаты изучения нейронных сетей находят применение при создании устройств для распознавания зрительных и звуковых образов, для диагностики состояния технических объектов, разработки методов адаптивного управления, конструирования надежных и гибких вычислительных машин, обучении роботов сложному поведению и во многих других случаях. Актуальность данного научного направления подтверждается принятием государственных научных программ по исследованию нейровидных систем обработки информации. Например, в ЕС – это программа Blue Brain Project – проект по компьютерному моделированию неокортекса человека. Над проектом совместно работают компания IBM и Швейцарский федеральный технический институт Лозанны (Ecole Polytechnique Federale de Lausanne – EPFL). А в Украине – это государственная научная программа «Образный компьютер» [2]. Образный компьютер [2], так же и как одна из его составляющих «око-процессор» [3], предвидит создание интеллектуальных систем, моделирующих восприятие и мышление человека, в том числе и на основе искусственных

нейронных сетей.

Понимание механизмов обработки информации в мозге человека и практическая реализация этих принципов на современной элементной базе – актуальная научная задача. Для ее решения необходимо исследовать, как и какие сверхструктуры нейронов могут моделировать элементарные акты умственной деятельности. А для этого необходимо иметь максимально адекватные биологическим нейронам физические и компьютерные модели нейронных элементов и сетей.

При построении нейровидных систем искусственного интеллекта можно выделить два основных подхода: так называемые подходы „сверху” и „снизу”. Первый подход – подход „сверху” – предусматривает создание таких функциональных или информационных структур, которые моделируют процессы происходящие в мозге человека во время восприятия информации. Внутренняя структура мозга при этом не учитывается. Поэтому нейронные элементы, которые используют подход „сверху”, используются для изучения принципов функционирования мозга, а поэтому их структура может быть более сложной для выполнения большого количества операций. Второй подход предусматривает создание так называемых имитационных структур, то есть таких систем, структура которых подобна структуре мозга человека. Нейронные элементы для такого подхода должны быть простейшими, но в тоже время – достаточно точными, поскольку они будут использоваться для построения нейронных сетей.

2. Классификация устройств для моделирования нейрона

На сегодняшний день существует много разнообразных подходов к построению устройств для моделирования нейронов (УМН), поэтому возникает задача их анализа и классификации [3, 4].

УМН можно классифицировать по таким признакам:

- форма представления информации (цифровая или аналоговая);
- тип элементной базы;
- характер настраивания синапсов (постоянные или переменные);
- время передачи сигналов (синхронные или асинхронные).

Классификация УМН по форме представления информации показана на рис. 1.

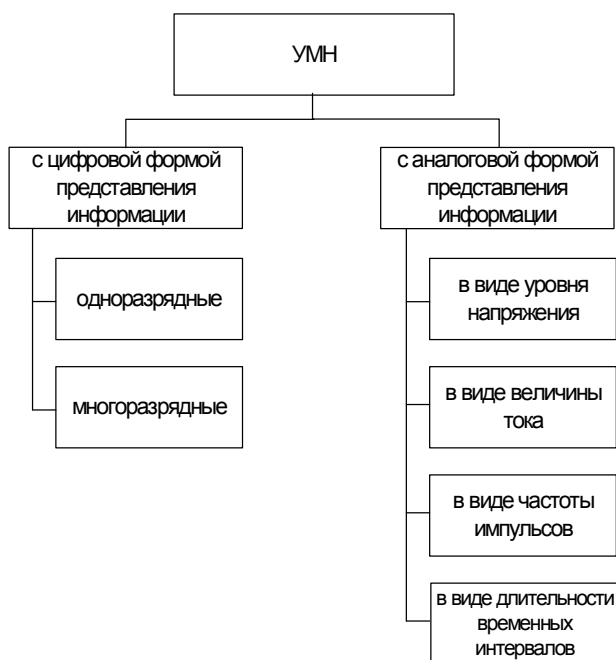


Рис. 1. Классификация устройств для моделирования нейрона по форме представления информации

По форме представления информации все УМН могут быть разделены на два основных класса (рис. 1):

- УМН, в которых входные, выходные сигналы и весовые коэффициенты связи представляются в виде цифровых кодов (они обычно строятся на цифровых элементах – инверторах, логических элементах, триггерах, регистрах, цифровых сумматорах, цифровых компараторах, запоминающих устройствах и др.). Цифровые УМН бывают одноразрядные (например, формальный нейрон) и многоразрядные;

- УМН, в которых входные, выходные сигналы и весовые коэффициенты связи представляются в виде аналоговых сигналов (они обычно строятся на аналоговых элементах – операционных усилителях и компараторах или на электронных компонентах: диодах, транзисторах, тиристорах, резисторах, конденсаторах и др.). В зависимости от вида аналогового сигнала различают УМН с представлением информации в виде: 1) уровня напряжения, 2) величины тока, 3) частоты импульсов, 4) длительности временных интервалов.

Классификация нейронных элементов по типу элементной базы представлена на рис. 2. Среди электронной элементной базы можно выделить три основные группы: сверхбольшие интегральные схемы (СБИС), интегральные схемы средней степени интеграции (СИС) и программируемые логические интегральные схемы (ПЛИС). СБИС содержат до 1 миллиона элементов на кристалле, тогда как СИС только до 1000 элементов. Основным элементом аналоговых микросхем являются биполярные и полевые транзисторы.

ПЛИС (*programmable logic device*, PLD) – электронный компонент, использующийся для создания цифровых интегральных схем. В отличие от обычных цифровых микросхем, логика работы ПЛИС задается при помощи программирования, а не при изготовлении. Основные типы ПЛИС:

- FPGA (*field-programmable gate array*);
- CPLD (*complex programmable logic device*);
- PAL (*programmable array logic*);
- GAL (*gate array logic*).

Типы PAL и GAL имеют более простую архитектуру. Альтернативой ПЛИС являются:

- БМК (*Uncommitted Logic Array*) – базовые матричные кристаллы, которые требуют изготовительного процесса на заводе для программирования. Они являются большими интегральными схемами, которые программируются технологически путем нанесения маски соединений последнего слоя металлизации;

- ASIC (*application-specific integrated circuit*) – специализированные заказные интегральные схемы для решения конкретной задачи;

- специализированные процессоры или микроконтроллеры (медленнее, чем ПЛИС).

Среди оптоэлектронной элементной базы можно выделить четыре основные группы: оптоэлектронные микросхемы на основе фотодиодов и операционных усилителей (ФД-ОП), устройства на основе оптически управляемых транспарантов (ОКТ), устройства на основе оптических бистабильных SEED-устройств (Self-Electrooptic Effect Device) и устройства на основе пространственно-временных модуляторов света (ПМС).

Классификация УМН по характеру настраивания синапсов:

- с фиксированными весовыми коэффициентами (выбираются сразу, исходя из условий задачи);

- с настраиваемыми весовыми коэффициентами (в процессе обучения происходит настраивание весов синоптических связей).

В ряде нейронных элементов функция активации может зависеть от времени передачи импульса (сигнала) по каналам связи τ_{ij} , поэтому по времени передачи сигналов модели нейронных элементов можно разделить на синхронные и асинхронные. *Синхронным*

нейроном называют такой нейрон, у которого время передачи τ_{ij} каждой связи равно нулю или фиксированной постоянной τ . *Асинхронным* называют такой нейрон, у которого время передачи τ_{ij} для каждой связи между элементами является постоянным и своим.

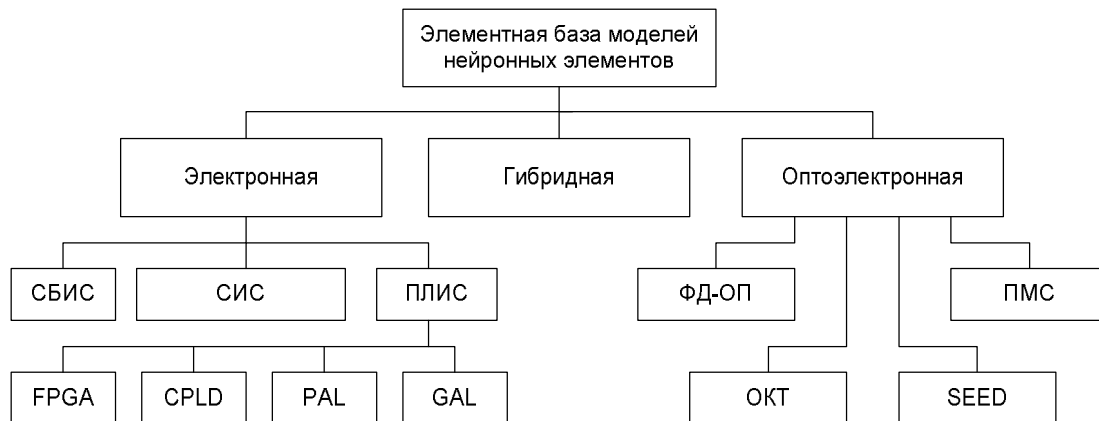


Рис. 2. Классификация УМН по типу элементной базы

3. Известные устройства для моделирования нейрона и их недостатки

В патентных источниках бывшего СССР (СНГ), Украины и РФ найдены 114 разнообразных УМН. Ниже рассмотрим детально УМН отдельных типов, изображённые на рис. 1.

Из проведенного обзора литературы видно, что на территории бывшего СССР исследованиями в области УМН занимались такие институты, как: Уфимский авиационный институт, Институт кибернетики им. В. М. Глушкова АН Украины, Ростовский государственный университет, Таганрогский радиотехнический институт, Львовский государственный медицинский институт, Институт физиологии им. И. П. Павлова, Львовский политехнический институт, Винницкий национальный технический университет, Казанский государственный университет, Одесский государственный университет, Днепропетровский государственный университет, московские вузы (МГУ им. М. В. Ломоносова, МИФИ, МИРЭА, МВТУ им. Н. Э. Баумана) и другие.

Одним из представителей цифровых одноразрядных УМН является модель формального нейрона [5], содержащего логические элементы И-НИ и инверторы с входными диодами Шоттки и транзисторами. В основе модели – обычный R-S-триггер. Цифровые логические схемы часто используют для построения формального нейрона, но также иногда используют экзотические элементы, например, ионотронный транзистор (а. с. СССР № 619933) или устройства с цилиндрическими магнитными доменами – ЦМД (а. с. СССР № 1013984). Формальные модели нейрона являются очень упрощёнными, поскольку входные и выходные сигналы в них бинарные (хотя веса разрядов могут быть многозначными). Именно поэтому они малофункциональны и очень редко используются на современном этапе для построения нейронных сетей. Сейчас перспективнее модели нейронов с многозначными (бесконечнозначными) входными, выходными сигналами и весами синапсов [4].

Цифровые многоразрядные УМН – более многочисленный класс. Их типичным представителем является устройство [6] для моделирования нейрона (рис. 3), содержащее две группы информационных входов $1_1 \dots 1_n$ и $2_1 \dots 2_n$, n блоков $3_1 \dots 3_n$ изменения синоптических весов, установочные входы $4_1 \dots 4_n$, сумматор 5, элементы И 6 и 7, регистры 8 и 9, логический блок 10, управляющие входы 11 – 16, информационные выходы 17 – 20. В блоках $3_1 \dots 3_n$ изменения синоптических весов происходит умножение входных сигналов $x_{i,1}, \dots, x_{i,n-1}$ на текущие значения синоптических весов $\gamma_{i,1}, \dots, \gamma_{i,n-1}$ и, в режимах Наукови праці ВНТУ, 2011, № 3

градуального и формального нейронов, умножение величины порога ($-\theta$) на 1, полученные произведения суммируются в сумматоре 5 (для первых двух режимов $P_i = \sum_{j=1}^{n-1} x_{ij} \cdot \gamma_{ij} - \theta$). На выходе 20 формируется выходной сигнал $Y_{вых}$, который будет для режима градуального $Y_{вых} = \max\{0; P_i\}$ и формального $Y_{вых} = \text{sign}(\sum_{j=1}^{n-1} x_{ij} \cdot \gamma_{ij} - \theta)$ нейрона. Недостатком этого устройства является недостаточное быстродействие в связи с последовательным принципом обработки n операндов в сумматоре. Главным преимуществом многоразрядных цифровых УМН является высокая (цифровая) точность моделирования, а главным недостатком – большие аппаратные расходы.

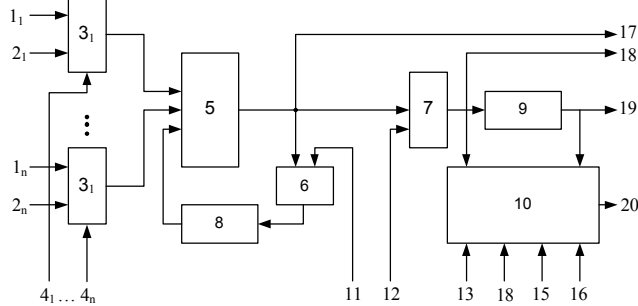


Рис. 3. Многоразрядное цифровое устройство для моделирования нейрона

Типичным представителем аналоговых УМН, в которых информация представляется в виде уровня напряжения, является устройство для воссоздания передаточной функции нервной клетки (рис. 4) [7], состоящее из сумматора 1, интеграторов 2 и 3, инвертора 4, блока умножения 5, реле 6 с контактной группой 7, входов 8 и 9 и выхода. Как видим, основой таких УМН является операционный усилитель, поэтому они имеют меньшую точность моделирования, чем многоразрядные цифровые УМН, но аппаратно проще их. Несмотря на это, аппаратные расходы таких УМН еще не позволяют строить на их основе крупномасштабные нейронные сети.

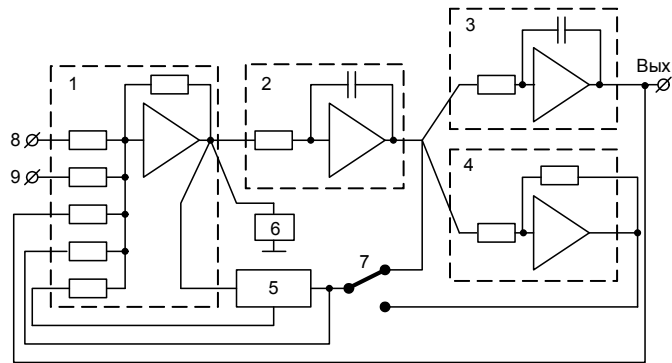
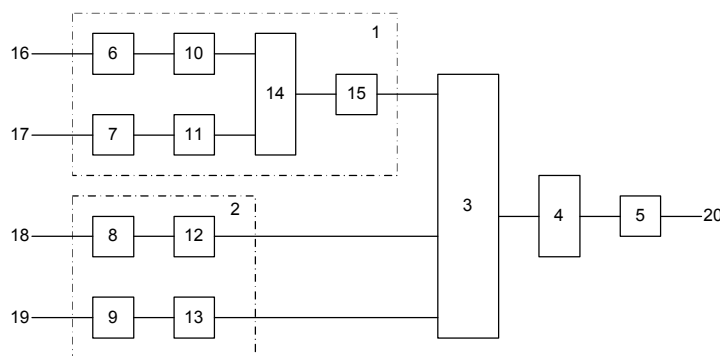


Рис. 4. Устройство для воссоздания передаточной функции нервной клетки

Одним из представителей аналоговых УМН, в которых информация представляется в виде величины тока, является устройство для моделирования нейрона [8], построенное на И2Л-вентиллях и содержащее двухколлекторные инверторы-мультипликаторы тока, четырёхзначные И2Л-вентили и пороговые детекторы. Функциональная схема устройства показана на рис. 5. Она содержит группу каналов возбуждения 1 и торможения 2, сумматор 3, пороговый блок 4 и блок 5 формирования выходного сигнала. Каждая группа каналов 1 и 2 содержит блоки 6 – 9 взвешивания входных сигналов и входные пороговые блоки 10 – 13 соответственно. Группа каналов возбуждения 1 дополнительно содержит сумматор 14 взвешенных входных сигналов и инвертор 15.


 Рис. 5. Устройство для моделирования нейрона на И²Л-вентильях

Наиболее многочисленными являются УМН с частотно-импульсной формой представления информации. Это можно объяснить тем, что в биологических нейронах информация тоже представляется импульсами, частота которых зависит от уровня возбуждения. По аппаратной сложности такие УМН можно разделить на три класса:

1) сложные – с использованием цифровой элементной базы (счетчики, триггеры, преобразователи частота – напряжение и напряжение – код). Пример – патент Украины № 46470;

2) средней сложности – с использованием аналоговой элементной базы (операционные усилители, аналоговые компараторы, преобразователи частота – напряжение и напряжение – частота). Пример – а. с. СССР № 886016;

3) простейшие – с использованием нелинейных электронных (оптоэлектронных) элементов (однопереходный транзистор [9], лавинный транзистор [10], тиристор [11], биспин-прибор [12], триггер Шмидта на МДП-транзисторах [13]).

Конечно, с точки зрения аппаратной реализации нейросетей с большим количеством элементов наиболее привлекательными являются простейшие УМН.

В качестве примера рассмотрим УМН [9], содержащий (рис. 6) однопереходной транзистор 1, биполярный транзистор 2, резисторы 3 – 6, резистор нагрузки 7, конденсаторы 8 – 10, диоды 11 – 12. Активным элементом является однопереходной транзистор 1, резисторы 3, 5 и 7 обеспечивают заданный режим работы, возбуждающий 13 и тормозящий 14 входы содержат диоды 11, 12 и цепи временного суммирования, которые состоят из резисторов 6, 4 и конденсаторов 9, 10. Недостатками устройства [9 – 13] является наличие электрических входов и выходов (что не позволяет организовать большое количество связей нейронов) и низкая нагрузочная способность (невозможность управлять большими токами, необходимыми для питания матриц светодиодов или полупроводниковых лазеров при организации оптических выходов нейрона).

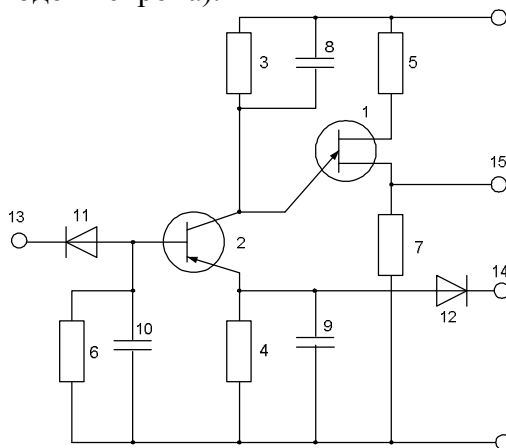


Рис. 6. Устройство для моделирования нейрона на однопереходном транзисторе

интервалов, во время проведенного обзора найдены не были. Однако авторами в работе [14] предложена модель нейрона логико-временного типа, работающего именно с длительностями временных интервалов.

4. Рекомендации по аппаратной реализации нейронных сетей и пути совершенствования устройств для моделирования нейрона

Из проведенного в предыдущей главе статьи обзора типичных УМН видно, что:

1) цифровые одноразрядные УМН очень упрощенно воспроизводят работу биологического нейрона, поэтому уместны только на начальном этапе исследования искусственных нейронных структур;

2) построение цифровых многоразрядных УМН требует значительных аппаратных расходов, но они достаточно точные и многофункциональные, а поэтому пригодны для использования при детальном изучении и исследовании работы отдельных биологических нейронов или небольших ансамблей нейронов. Обзор показал, что их недостатки – низкое быстродействие и значительная аппаратная сложность. Поэтому необходимо увеличивать быстродействие таких устройств, что и предлагается авторами в работах [15 – 17];

3) УМН, работающие с аналоговой информацией, представленной напряжением, током или частотой, обычно значительно проще, чем многоразрядные цифровые УМН, но имеют ограниченные функциональные возможности и невысокую точность моделирования. Поэтому, кроме использования для исследования функционирования биологических нейронов, их можно использовать для построения аппаратных реализаций нейронных сетей с большим количеством элементов.

Несомненным является тот факт, что для получения максимума преимуществ от применения нейронных сетей для практических задач распознавания образов различного происхождения необходимы аппаратные реализации нейронных сетей с как можно большим количеством нейронных элементов. В идеале это количество должно приближаться к количеству нейронов в мозге человека – $(2...5) \times 10^{11}$. Поэтому такие нейронные элементы должны быть как можно проще и пригодными для исполнения в интегральном виде.

Известна, например, структура импульсной нейронной сети [18] на основе оптоэлектронной элементной базы пространственно-непрерывных оптоэлектронных структур (ПНОЭС), показанная на рис. 7. Она состоит из n входных нейронных элементов $EI_1...EI_n$, на которые поступают входные сигналы $x_1 ... x_n$, N интернейронов $E_1...E_N$, двух цилиндрических линз ЦЛ1 и ЦЛ2, транспаранта Т (изготовленного, например, в виде фотопластины, коэффициенты прозрачности локальных участков которой соответствуют значениям весовых коэффициентов связи интернейронов), оптически управляемого транспаранта ОУТ с системой из $2m$ пар полосовых вертикальных электродов, m выходных нейронных элементов $EO_1 ... EO_n$, волоконно-оптического жгута ВОЖ с фоконами Ф1 и Ф2. В ОУТ непарные пары электродов соответствуют возбуждающим (*Excitatory*) связям и имеют выводы Y_i^E и $Y_i^{E'}$, а парные пары электродов соответствуют тормозящим (*Inhibitory*) связям и имеют выводы Y_i^I и $Y_i^{I'}$ ($i=1...m$). Транспарант Т и ОУТ образуют общую матрицу весов связей всех нейронов ИНМ.

Главным недостатком этой аппаратной реализации являются плохие конструктивно-технологические параметры, а именно:

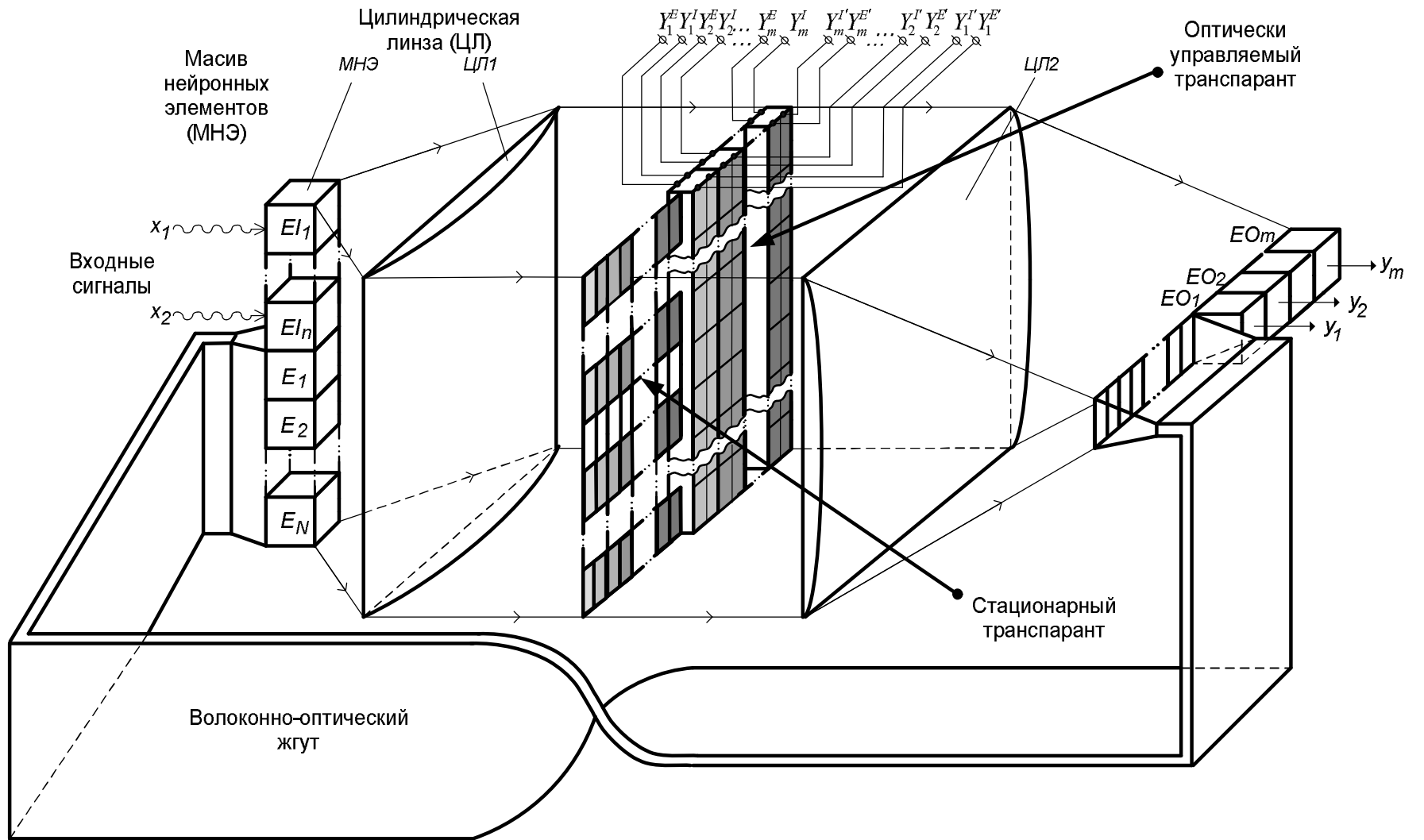


Рис. 7. Структура импульсной нейронной сети на основе оптоэлектронной элементной базы ПНОЭС

- из-за наличия таких оптических элементов, как: цилиндрические линзы, фоконы и волоконно-оптический жгут – масса устройства будет большой;
- из-за необходимости определенного расстояния (определяется фокусным расстоянием цилиндрических линз) от массива входных и интернейронов до матрицы связей и от матрицы связей до выходных нейронов устройство будет иметь значительную длину, а значит, и объем;
- из-за того, что выходной оптический сигнал одного нейрона расширяется цилиндрической линзой на всю строку матрицы связей, он должен иметь значительную мощность. Это требует использования в качестве светоизлучателей мощных полупроводниковых лазеров, что в свою очередь вызывает необходимость мощных выходных каскадов нейронных элементов, способных выдавать большие токи. А при большом количестве нейронов в сети оптическая мощность на один элемент матрицы связей все равно может оказаться недостаточной.

Таким образом, пути улучшения многоразрядных цифровых УМН заключаются в повышении быстродействия, а аналоговых УМН – в повышении нагрузочной способности (выходной оптической мощности) и создании таких УМН, которые позволяли бы строить на их основе нейронные сети с улучшенными массо-габаритными показателями. Результаты проведенного анализа приведены в виде логической структуры на рис. 8.

Для повышения быстродействия и расширения функциональных возможностей многоразрядных цифровых УМН авторами создано несколько вариантов УМН [15 – 17], в которых в качестве основного блока использован пространственно-временной сумматор, работающий на основе разностных срезов. Устройства работают в режимах формального нейрона (т. е. сравнения взвешенной суммы входных сигналов с порогом), цифрового интегратора (т. е. суммирования входных сигналов), скалярного произведения входных векторов.



Рис. 8. Недостатки существующих УМН и пути их устранения

Для устранения недостатков простейших аналоговых УМН необходимо уменьшать аппаратную сложность модели и организовывать оптические входы и выходы с большой выходной оптической мощностью. Для этого в работе [19] предлагается УМН на тиристоре,

котрий може управляти матрицею напівпровідникових лазерів, а також структура нейронної мережі на основі таких УМН.

Висновки

В статті доведена актуальність дослідження пристроїв для моделювання нейрона з урахуванням їх застосування в нейронних мережах для розв'язання когнітивних завдань (розпізнавання образів, паралельна обробка, прийняття рішень в умовах неопределенності і др., коли застосування традиційних комп'ютерів стає неефективним). Виконано пошуковий патентний пошук, в результаті якого знайдено 91 авторське свідоцтво СРСР, 9 патентів і 5 заявок Росії, 9 патентів України, що стосуються пристроїв для моделювання нейронів. Створено класифікацію відомих пристроїв для моделювання нейронів за різними критеріями, розглянуто типові види нейронних елементів з різною формою представлення інформації, проаналізовані різні види елементної бази. Проаналізовані недоліки відомих пристроїв для моделювання нейронів і запропоновано шляхи їх удосконалення: для багатозрядних цифрових УМН – це підвищення швидкодії та розширення функціональних можливостей за рахунок використання як основного блоку просторово-часового суматора, що працює на основі різноступових срізів, а для простіших аналогових УМН – зменшення апаратної складності та організація оптичних входів і виходів з великою вихідною оптичною потужністю.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Галушкін А. І. Нейрокомп'ютери. Кн. 3: Учебное пособие для вузов / [Общая редакция А. И. Галушкина]. – М.: ИПРЖР, 2000. – 528 с.
2. Вінцюк Т. К. Образний комп'ютер: концепції, методологія, підходи / Т. К. Вінцюк // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2001. – № 1. – С. 125 – 138.
3. Кожем'яко В. П. Класифікаційна модель створення прототипу образного комп'ютера / В. П. Кожем'яко, Т. Б. Мартинюк, А. В. Кожем'яко // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2006. – № 2 (12). – С. 129 – 138.
4. Бардаченко В. Ф. Таймерні нейронні елементи та структури Монографія // В. Ф. Бардаченко, О. К. Колесницький, С. А. Василецький. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005, – 126 с.
5. А. с. 964662 СРСР, МКИ³ G 06 F 7/650. Модель формального нейрона / Фурсин Г. І. (СРСР). – №3002819/18-24; заявл. 05.11.80; опубл. 07.10.82, Бюл. № 37.
6. А. с. 1479944 СРСР, МКИ³ G 06 F 7/650. Пристрій для моделювання нейрона / Каляев А. В., Чернухін Ю. В., Брюхомицький Ю. А., Галуєв Г. А. (СРСР). – №4296969/31-13; заявл. 24.08.87; опубл. 15.05.89, Бюл. № 18.
7. А. с. 860096 СРСР, МКИ³ G 06 F 7/650. Пристрій для відтворення передаточної функції нервової клітки / Кірін А. А. (СРСР). – №2723778/18-24; заявл. 26.01.79; опубл. 30.08.81, Бюл. № 32.
8. А. с. 1138813 СРСР, МКИ³ G 06 F 7/650. Пристрій для моделювання функцій нейрона / Кузнецова В. Л., Раков М. А., Овсяк В. К. – № 3572016/28-13; заявл. 30.03.83; опубл. 07.02.85. Бюл. № 5.
9. А. с. 623215 СРСР, МКИ³ G 06 F 7/650. Пристрій для моделювання нейрона / Кряхтунова М. М., Соколов Б. А., Титов Ю. Ф. (СРСР). – №2466323/18-24; заявл. 24.03.77; опубл. 05.09.78, Бюл. № 33.
10. А. с. 482766 СРСР, МКИ³ G 06 F 7/650. Модель нейрона / Иващенко В. Г., Цыбышев Е. Д. (СРСР). – №2024002/18-24; заявл. 12.05.74; опубл. 30.08.75, Бюл. № 32.
11. А. с. 376787 СРСР, МКИ³ G 06 F 7/650. Пристрій для моделювання нейрона / Снежко Е. М. (СРСР). – №1661157/18-24; заявл. 31.05.71; опубл. 05.04.73. Бюл. № 17.
12. Пат. 22956А Україна, МПК G 06 F 7/50. Модель нейрона / Колесницький О. К., Кожем'яко В. П., Нізельський М. Б., Василецький С. А., заявник і власник патенту Вінницьк. нац. технічн. ун-т – №97041757/18-24; заявл. 15.04.97; опубл. 05.05.98.
13. NASA TECH BRIEFS [Електронний ресурс]: Biomorphic analog pulse - coupled neural circuits – Режим доступу: <http://www.techbriefs.com/component/content/article/7354>.
14. Кожем'яко В. П. Моделі нейронних елементів логіко-часового типу / В. П. Кожем'яко, Т. Б. Мартинюк, І. В. Мороз, А. А. Яровий // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2007. – № 14. – С. 63 – 71.

15. Пат. 27751 Україна, МПК G 06 F 7/50. Пристрій для моделювання нейрона / Кожем'яко В. П., Мартинюк Т. Б., Кожем'яко А. В., Мороз І. В.; заявник і власник патенту Вінницьк. нац. технічн. ун-т – № u200708023; заявл. 16.07.07; опубл. 12.11.07, Бюл. № 18.

16. Пат. 34466 Україна, МПК G 06 F 7/50. Пристрій для моделювання нейрона / Кожем'яко В. П., Мартинюк Т. Б., Колесницький О. К., Мороз І. В., Чечельницький О. І., заявник і власник патенту Вінницьк. нац. технічн. ун-т – № u200803614; заявл. 21.03.08; опубл. 11.08.08, Бюл. № 15.

17. Пат. 38491 Україна, МПК G 06 F 7/50. Пристрій для моделювання нейрона / Мартинюк Т. Б., Куперштейн Л. М., Мороз І. В., Чечельницький О. І., заявник і власник патенту Вінницьк. нац. технічн. ун-т – № 200810096; заявл. 04.08.08; опубл. 12.01.09, Бюл. № 15.

18. Kolesnytskyj O. K. Optoelectronic Implementation of Pulsed Neurons and Neural Networks Using Bispin-Devices / O. K. Kolesnytskyj, I. V. Bokotsey, S. S. Yaremchuk // Optical Memory & Neural Networks (Information Optics). – 2010, – Vol.19, № 2, P. 154 – 165.

19. Колесницький О. К. Компактна оптоелектронна реалізація імпульсної нейронної мережі / О. К. Колесницький, І. В. Бокоцей // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2010. – № 2. – С. 54 – 62.

Колесницький Олег Константинович – к. т. н., доц., докторант, доцент кафедри комп'ютерних наук, okk_vin@mail.ru.

Бокоцей Ірина Віталівна – аспірант, інженер 1-ої категорії кафедри комп'ютерних наук leo_19851985@mail.ru

Коренной Анатолій Андреевич – старший преподаватель кафедри адміністративного і інформаційного менеджмента.

Вінницький національний технічний університет.