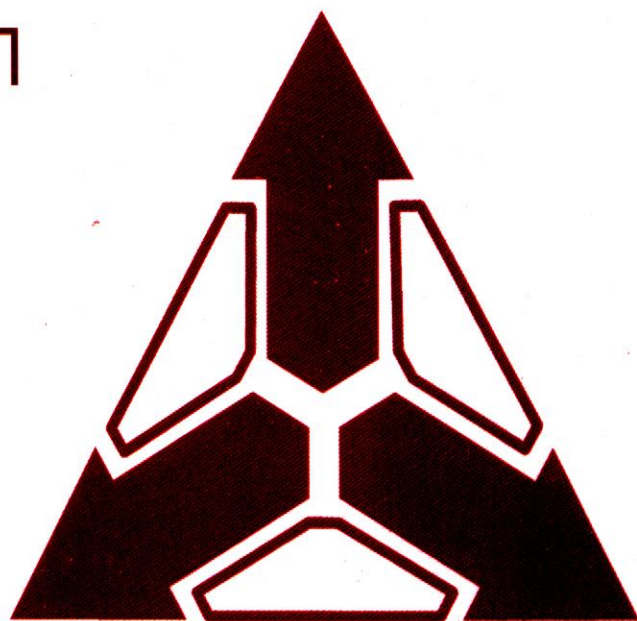


№ 2
2005

**МІЖНАРОДНИЙ
НАУКОВО-ТЕХНІЧНИЙ
ЖУРНАЛ**



**Вимірювальна та
Обчислювальна
Техніка в
Технологічних
Процесах**

наукових досліджень використані чотири критерії (розподілення Пірсона, розподілення Стюдента, критерій узгодженості Колмогорова, критерій порівняння дисперсій Романовського), засновані на різних принципах, кожний з яких застосовний для випадку малих вибірок.

Література

1. Рогальський Б.С. Методи визначення і прогнозування електричних навантажень промислових підприємств (монографія). - Вінниця: ВДТУ, 1996.- 96с.
2. Рогальський Б.С. Проблеми енергозбереження, нормування і прогноз електроспоживання (на прикладі гірничих підприємств). - Універсум-Вінниця, 1996. - 150с.
3. Рогальский Б.С., Винославский В.Н., Каминский В.В., Романюк И.М. Определение расчетных электрических нагрузок экскаваторов и буровых станков // Горная электромеханика и автоматика - 1979. - Вып. 34.
4. Рогальский Б.С. Определение электрических нагрузок карьерных подстанций // Промышленная энергетика. - 1977. - № 8.
5. Рогальський Б.С. Багатофакторна модель прогнозування максимального навантаження промислових підприємств // Вісник ВПП.- 1997. - №2.
6. Фор А. Восприятие и распознавание образов. - М.: Машиностроение, 1989. - 272с.
7. Ту Дж., Гонсалес Принципы распознавания образов. - М.: Мир, 1978.-411с.
8. Гордеев В.И., Васильев И.Е., Шуцкий В.И. Управление электропотреблением и его прогнозирование. - Ростов на Дону: Издательство Ростовского университета, 1991.- 104с.
9. Лисогор В.М., Лисогор Ю.А. Байєсівська модель вимірювання та розпізнання образів стану електричних навантажень промислових підприємств // Вісник Технологічного університету Поділля (Хмельницький державний університет), Частина1, Том1, Технічні науки.- 2004. - №2. - С.131-134.
10. Лисогор В.М., Лисогор Ю.А. Дихотометрична дискретна модель розпізнання образів оцінки електричних навантажень промислових підприємств / Збірник доповідей 4-ї науково-практичної конференції ВФ ВМУРОЛ "Україна", "Наука і навчальний процес", "Прикладні та фундаментальні дослідження нових інформаційних технологій". - Вінниця. - 2004. - С.56 - 57.

Надійшла до редакції
21.01. 2005 року.

УДК 004.032.26

Колесниченко О.К., Кожемяко В.П., Самра Муавія Хассан Хамо

Вінницький національний технічний університет

ОПТОЭЛЕКТРОННАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ИМПУЛЬСНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Вступление. Импульсные нейронные сети (ИНС) [1] в последние годы все более притягивают внимание исследователей. Это, большей частью, вызвано тем, что, благодаря своей нейроморфности, они более близки по функциональным возможностям к биологическим нейронным сетям. Кроме того, в отличие от известных парадигм итерационных нейронных сетей из формальных нейронов, они имеют такие преимущества: наиболее приспособлены для распознавания многомерных динамических непрерывных данных, многозадачны (могут одновременно распознавать несколько составляющих и оценивать несколько параметров), способны к распознаванию с предсказанием, имеют несложную процедуру обучения, повышенную производительность и помехоустойчивость [2]. Решение задач распознавания в реальном масштабе времени речи, движущихся изображений, запахов и пр. является весьма актуальным. А поскольку речь, движущиеся изображения и запахи являются многомерными динамическими непрерывными данными, то способность ИНС к распознаванию в реальном масштабе времени именно многомерных динамических непрерывных данных делает их особенно интересными и перспективными для применения.

Постановка задачи. Общеизвестно, что максимум преимуществ от решения задач с использованием искусственных нейронных сетей можно извлечь именно в случае их аппаратной реализации [3], а не программной или программно-аппаратной. Поэтому весьма актуальным является вопрос об эффективной аппаратной реализации моделей импульсных нейронов и импульсных нейронных сетей в целом. Известные аппаратные реализации ИНС на основе к-МОП СВИС (VLSI) [1] имеют существенный недостаток, заключающийся в непреодолимой трудности организации в пределах полупроводникового чипа разветвленной структуры огромного количества связей между нейронами. По этой причине более перспективными являются оптоэлектронные реализации ИНС, в которых связи между нейронами организуются с помощью оптических средств, а нейроны имеют оптические входы и выходы. Кроме того, актуальной задачей является организация обучения нейронной сети с помощью аппаратных средств без использования вычислительных процедур, причем весьма желательным является способность сети к дообучению и переобучению (адаптивность).

Цель данной статьи - осветить предложенную авторами оптоэлектронную реализацию

импульсной нейронной сети, описать ее работу в режимах обучения и функционирования и оценит достижимые параметры сети с учетом современных технологических возможностей.

1. Реализация импульсных нейронных элементов.

Реализация импульсного нейронного элемента детально описана в работах [2,4]. Поэтому будем его считать “черным ящиком”, имеющим два оптических входа: возбуждающий тормозящий, а также - частотный оптический выход. На апертуру каждого из оптических входов можно подавать несколько динамических оптических сигналов, осуществляя тем самым и пространственное суммирование. Оптические импульсы, приходящие на возбуждающий вход повышают потенциал нейрона; а оптические импульсы, приходящие на тормозящий вход понижают потенциал нейрона. Когда потенциал нейрона достигает порогового уровня, на его выходе генерируется оптический импульс.

2. Структурно-функциональная схема оптоэлектронной ИНС.

Структурно-функциональная схема оптоэлектронной ИНС представлена на рис. 1. Она состоит из n входных нейронных элементов E_1, \dots, E_n , на которые поступают входные динамические непрерывные сигналы x_1, \dots, x_n , N интернейронов E_1, \dots, E_N , цилиндрических линз ЦЛ1 и ЦЛ2, транспаранта T (выполненного, например, в виде фотопластинки, коэффициенты прозрачности локальных участков которой соответствуют значениям весовых коэффициентов связи нейронов), оптически управляемого

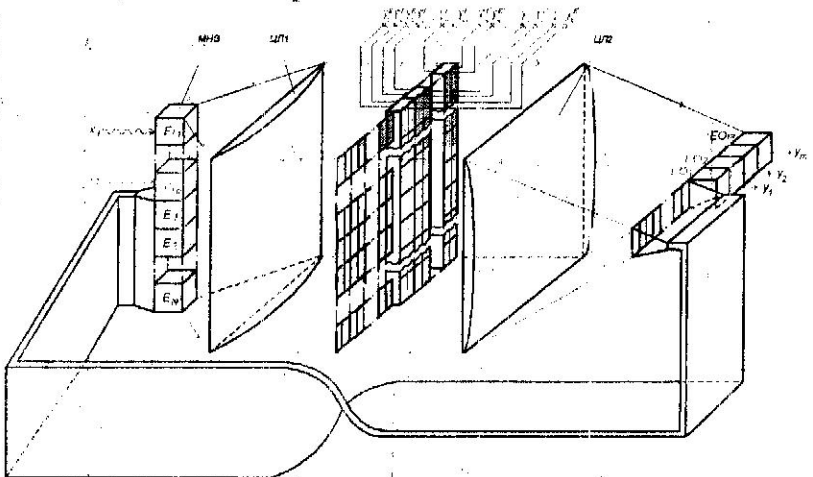


Рис. 1. Структурно-функциональная схема оптоэлектронной ИНС

транспаранта ОУТ [5] с системой из $2m$ пар полосовых вертикальных электродов, m выходных нейронных элементов EO_1, \dots, EO_m , волоконно-оптического жгута ВОЖ с фоконами Φ_1 и Φ_2 . В ОУТ нечетные пары электродов соответствуют возбуждающим (Excitatory) связям и имеют выходы Y_1^E и Y_1^E , а четные пары электродов соответствуют тормозящим (Inhibitory) связям и имеют выходы Y_1^I и Y_1^I ($i=1, \dots, m$).

Оптически управляемый транспарант ОУТ выполняет функцию адаптируемой аналоговой памяти для хранения весов связей входов выходных нейронов EO_1, \dots, EO_m . Поэтому он должен обладать памятью, иметь линейную передаточную характеристику и выполнять аналоговые операции суммирования и вычитания полутоновых изображений при их последовательной экспозиции на апертуру ОУТ. Примером такого ОУТ может служить ОУТ типа ПРОМ, работающий на просвет. Однако также могут быть применены и ОУТ типа Фототитус или ОУТ со структурой фотоприемник-жидкий кристалл (ФП-ЖК) с двухчастотным питанием и управляемым светом стиранием [5], работающие на отражение.

Транспарант T и ОУТ образуют общую матрицу весов связей всех нейронов ИНС. Структура общей матрицы W (размером $(n+N) \times (2N+2m)$) весов связей показана на рис. 2 и состоит из четырех подматриц: 1) матрицы WIN (W input-net, размером $n \times 2N$) весов связей входных нейронов с интернейронами; 2) матрицы WIO (W input-output, размером $n \times 2m$) весов связей входных нейронов с выходными нейронами; 3) матрицы WNN (W net-net, размером $N \times 2N$) весов связей интернейронов между собой; 4) матрицы WNO (W net-output, размером $N \times 2m$) весов связей интернейронов с выходными нейронами.

Подматрица WIN $[n \times 2N]$	Подматрица WIO $[n \times 2m]$
Подматрица WNN $[N \times 2N]$	Подматрица WNO $[N \times 2m]$

Рис. 2. Укрупненная структура общей матрицы W весов связей ИНС

Детальная структура общей матрицы W весов связей показана на рис. 3. Поскольку каждый нейрон имеет по 2 входа (возбуждающий и тормозящий), то каждая из матриц WIN, WIO, WNN, WNO состоит из двух подматриц - соответственно матрица весов связей возбуждающих входов (элементы $win_{kl}^E, wio_{kl}^E, wnn_{kl}^E, wno_{kl}^E$, где индекс “E” означает “возбуждающий” - Excitatory) и матрица весов связей тормозящих входов (элементы $win_{kl}^I, wio_{kl}^I, wnn_{kl}^I, wno_{kl}^I$, где индекс “I” означает “тормозящий” - Inhibitory).

Обозначение win_{kl}^E читается так - w вес связи выхода k -го (i -input) входного нейрона с (E -excitatory) возбуждающим входом l -го (n -net) интернейрона. Т.е. вторая буква после буквы w обозначает тип нейрона (i -входной нейрон, n -интернейрон), выход которого связывается со входом нейрона, тип которого обозначает третья буква (n -интернейрон, o -выходной нейрон); нижний индекс k обозначает номер нейрона, с выхода которого идет связь, а нижний индекс l обозначает

w_{11}^{11}	w_{11}^{12}	w_{11}^{13}	w_{11}^{14}	w_{11}^{15}	w_{11}^{16}	w_{11}^{17}	w_{11}^{18}	w_{11}^{19}	w_{11}^{20}
w_{12}^{11}	w_{12}^{12}	w_{12}^{13}	w_{12}^{14}	w_{12}^{15}	w_{12}^{16}	w_{12}^{17}	w_{12}^{18}	w_{12}^{19}	w_{12}^{20}
w_{13}^{11}	w_{13}^{12}	w_{13}^{13}	w_{13}^{14}	w_{13}^{15}	w_{13}^{16}	w_{13}^{17}	w_{13}^{18}	w_{13}^{19}	w_{13}^{20}
w_{14}^{11}	w_{14}^{12}	w_{14}^{13}	w_{14}^{14}	w_{14}^{15}	w_{14}^{16}	w_{14}^{17}	w_{14}^{18}	w_{14}^{19}	w_{14}^{20}
w_{15}^{11}	w_{15}^{12}	w_{15}^{13}	w_{15}^{14}	w_{15}^{15}	w_{15}^{16}	w_{15}^{17}	w_{15}^{18}	w_{15}^{19}	w_{15}^{20}
w_{16}^{11}	w_{16}^{12}	w_{16}^{13}	w_{16}^{14}	w_{16}^{15}	w_{16}^{16}	w_{16}^{17}	w_{16}^{18}	w_{16}^{19}	w_{16}^{20}
w_{17}^{11}	w_{17}^{12}	w_{17}^{13}	w_{17}^{14}	w_{17}^{15}	w_{17}^{16}	w_{17}^{17}	w_{17}^{18}	w_{17}^{19}	w_{17}^{20}
w_{18}^{11}	w_{18}^{12}	w_{18}^{13}	w_{18}^{14}	w_{18}^{15}	w_{18}^{16}	w_{18}^{17}	w_{18}^{18}	w_{18}^{19}	w_{18}^{20}
w_{19}^{11}	w_{19}^{12}	w_{19}^{13}	w_{19}^{14}	w_{19}^{15}	w_{19}^{16}	w_{19}^{17}	w_{19}^{18}	w_{19}^{19}	w_{19}^{20}
w_{20}^{11}	w_{20}^{12}	w_{20}^{13}	w_{20}^{14}	w_{20}^{15}	w_{20}^{16}	w_{20}^{17}	w_{20}^{18}	w_{20}^{19}	w_{20}^{20}

Рис. 3. Детальная структура общей матрицы W весов связей

номер нейрона, на вход которого идет связь; верхний индекс обозначает тип входа, на который идет связь (²-на возбуждающий вход, ¹-на тормозящий вход). Таким образом, например, обозначение w_{12}^{11} читается так - (w) вес связи выхода i -го (n -net) интернейрона с (l -inhibitory) тормозящим входом j -го (o -output) выходного нейрона.

Элементы матриц WIN и WNN являются константами (генерируются случайным образом для конкретной ИНС), т.е. не меняются в процессе работы сети, а поэтому представляются транспарантом Т (рис.1). Элементы матриц WIO и WNO настраиваются в процессе обучения ИНС на решение конкретной задачи, а потому представляются оптически управляемым транспарантом ОУТ с памятью (рис.1).

Для удобства понимания функционирования оптоэлектронной ИНС следует рассмотреть схематическую диаграмму ее работы, приведенную на рис. 4. Там показано, что выходные сигналы входных сенсорных нейронов, представленные вектором YI размером (1xN) умножаются на матрицы связей WIN и WIO, а выходные сигналы интернейронов, представленные вектором YN размером (1xN) умножаются на матрицы связей WNN и WNO. В результате формируется вектор входных сигналов интернейронов:

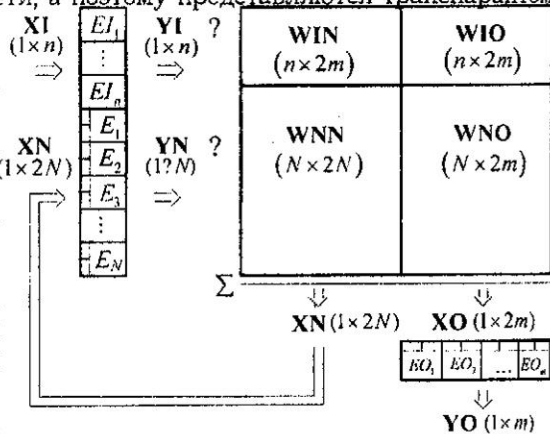


Рис. 4. Схематическая диаграмма работы оптоэлектронной ИНС

$$XN = YI \cdot WIN + YN \cdot WNN \tag{1}$$

и вектор входных сигналов выходных нейронов:

$$XO = YI \cdot WIO + YN \cdot WNO. \tag{2}$$

Особенностью представленных соотношений является то, что элементы векторов YI, YN, XO и XN являются не константами из области действительных чисел, а импульсными сигналами.

3. Описание работы оптоэлектронной ИНС.

Оптоэлектронная реализация ИНС, схема которой представлена на рис.1, работает следующим образом.

В режиме распознавания входные оптические сигналы $x_1(t) \dots x_n(t)$ ИНС поступают на входы соответствующих сенсорных нейронов E_1, \dots, E_n , которые преобразуют эти непрерывные сигналы в последовательности оптических импульсов с частотой, пропорциональной амплитуде сигнала $x_i(t)$.

Імпульси мають фіксовану амплітуду і тривалість. Далі оптичні імпульси з виходу i -го сенсорного нейрона з допомогою циліндричної лінзи ЦЛ1 проєцируються на i -ю строку установлених рядом транспарантів Т і ОУТ. В режимі розпізнавання між усіма електродами Y_i^E і Y_i^E' , також як і між усіма електродами Y_i^I і Y_i^I' ($i=1...m$) - нульові різниці потенціалів, при яких коефіцієнти пропускання локальних областей ОУТ, установлені в режимі навчання, залишаються незмінними. Оптичні імпульси, проходячи через ячейки транспарантів Т і ОУТ, маючи різні коефіцієнти пропускання, рівні за вагою синаптичних зв'язків нейронів, змінюють свою амплітуду (происходить множення амплітуди імпульсу на вагу зв'язку). Імпульси, пройшовши через транспаранти Т і ОУТ, оптично збираються (просторово інтегруються) з допомогою циліндричної лінзи ЦЛ2 зі стовпців цих транспарантів. Оптичні сигнали, зібрані зі стовпців транспаранта Т, представляють собою входні сигнали для інтернейронів $E_1...E_n$ (вектор XN) і подаються на них з допомогою волоконно-оптичного жгута ВОЖ. В інтернейронах оптичні сигнали вектора XN (серед яких є і збуджуючі і затримуючі сигнали) піддаються часовому інтегруванню, в результаті чого формуються сигнали YN , які знову поступають через транспаранти Т і ОУТ на входи інтернейронів $E_1...E_n$. Функціонування здійснюється повністю асинхронно, в відмінні від традиційних нейронних мереж на формальних нейронах Маккалока-Питса з потенціальними виходами.

Оптичні сигнали, зібрані лінзою ЦЛ2 зі стовпців транспаранта ОУТ, представляють собою входні сигнали (вектор XO) для вихідних нейронів $EO_1...EO_m$. Останні здійснюють часову інтеграцію збуджуючих і затримуючих сигналів, що містяться в векторі XO , і формують вихідні сигнали ІНС (вектор YO). Наявність максимально інтенсивної імпульсації на j -тому вихідному нейроні свідчить про те, що аналізована сукупність входних сигналів $x_1(t) ... x_n(t)$ максимально схожа на j -тий еталонний образ. По відношенню середньої за період вимірювання частоти імпульсації цього вихідного нейрона до максимально можливої частоти можна судити про ступінь відповідності аналізованого і еталонного динамічних образів.

В режимі навчання згідно запропонованому в [6] алгоритму навчання, необхідно послідовно подавати на входи еталонні набори сигналів $x_1^s(t) ... x_n^s(t)$ ($s=1...S$), що відповідають кожному з S еталонів розпізнаваних динамічних образів і відповідним чином змінювати керуючі потенціали між електродами Y_i^E і Y_i^E' , а також між електродами Y_i^I і Y_i^I' ($i=1...m$). Так, спочатку на входи нейронів $E_1...E_n$ подають сукупність еталонних сигналів першого образу, на електроди Y_i^E і Y_i^E' подають від блоку управління (на рис.1 не показано) позитивну різницю потенціалів $+U$; на електроди Y_i^I і Y_i^I' , а також на електроди Y_i^E і Y_i^E' ($i=1...m, i \neq N \neq 1$) - нульову різницю потенціалів, а на електроди Y_i^I і Y_i^I' ($i=1...m, i \neq N \neq 1$) - негативну різницю потенціалів $-U$. Це призводить до того, що оптичні імпульси, що поступають через ОУТ на збуджуючий вхід першого вихідного нейрона EO_1 , будуть збільшувати вагу зв'язку цього нейрона з тим нейроном, з якого прийшов імпульс (правило Хэбба). А імпульси, що поступають на затримуючі входи інших нейронів, збільшують вагу затримуючих зв'язків, що буде в режимі розпізнавання призводити до затримання цих нейронів неінцидентними їх збудженому стану імпульсами. Ваги зв'язків затримуючого входу першого нейрона і збуджуючих входів інших нейронів залишаються незмінними.

Далі процедуру повторюють для кожного s -го еталонного динамічного образу. При цьому на входи нейронів $E_1...E_n$ подають сукупність еталонних сигналів s -го образу, на електроди Y_i^E і Y_i^E' подають від блоку управління (на рис.1 не показано) позитивну різницю потенціалів $+U$; на електроди Y_i^I і Y_i^I' , а також на електроди Y_i^E і Y_i^E' ($i=1...m, i \neq N \neq s$) - нульову різницю потенціалів, а на електроди Y_i^I і Y_i^I' ($i=1...m, i \neq N \neq s$) - негативну різницю потенціалів $-U$.

Після цього слід протестувати роботу мережі, подаючи на вхід по черзі еталонні сукупності і контролюючи, щоб максимальна інтенсивність імпульсації при i -тому еталоні була саме на i -тому виході. Якщо це вимога виконується, то закінчити навчання. Інакше - змінити випадковим чином порядок представлення еталонів і повторити процес навчання.

4. Технологічні аспекти реалізації ІНС на оптичній елементарній базі і досяжні при цьому параметри.

Возможні три способи реалізації ІНС на оптичній елементарній базі:

- 1) в вигляді 3-мерних інтегральних схем на прозорій підложці [7];
- 2) в вигляді двовимірних просторово-неперервних оптичних структур (ПНОЭС) [5];
- 3) в гібридному вигляді - поєднання оптичних, двовимірних ПНОЭС [5] і електронних (СБИС) компонентів.

На рис.1 представлено ІНС, реалізовану саме третім способом. Так, інтернейрони $E_1...E_n$, входні $E_1...E_n$ і вихідні $EO_1...EO_m$ нейронні елементи можуть бути реалізовані в вигляді КМОП-фотодіодних СБИС [8] в поєднанні з лінійками (або матрицями) світлодіодів. При цьому досяжними наступними основними параметрами [8]:

- мінімальний розмір пікселя - 6-8 мкм;
- максимальна кількість пікселів в матриці 2000x2000;

- динамический диапазон - 50-60 (90 при логарифмическом выходе);
- темновой ток - 2-5 нА/см².

ПНОЭС имеют следующие характерные параметры:

- диаметр оптической апертуры - около 3 см;
- разрешающая способность - 50-100 лин/мм (т.е. на апертуре ЖЖЗ см легко можно разместить свыше 2000×2000 локальных областей с разными коэффициентами пропускания - весами связей);
- время цикла запись-стирание - до единиц микросекунд (при использовании сегнетоэлектрических хиральных смектиков - 500 нс при амплитуде управляющих импульсов до 50В [5]);
- высокая энергетическая чувствительность (10^{-7} - 10^{-8} Дж/см² [5]);

Таким образом, при современном уровне развития технологии, на основе оптоэлектронной элементной базы можно реализовать ИНС с количеством нейронов около 2000. Для реализации ИНС с большим количеством нейронов необходимо объединять по несколько микросетей с количеством 2000 нейронов каждая с помощью дополнительных оптических средств. Для сравнения, на основе элементной базы стандартной электронной КМОП-технологии с проектной нормой 0,6 мкм изготавливаются микросети с 21 импульсным нейроном и 129 синапсами на чипе размерами 3,16×3,16 мм (размер одного нейрона 69×83 мкм², а синапса - 68×47 мкм²) [9].

Выводы

Предложен вариант технической реализации импульсной нейронной сети на основе оптоэлектронной элементной базы, предполагающий выполнение массивов нейронов по технологии полупроводниковых СВИС в виде линеек с оптическими входами и выходами, организацию межнейронных связей оптическими сигналами с использованием средств оптики и двумерных пространственно-временных модуляторов света с памятью. Описаны принципы функционирования предложенной системы.

Проанализированы технологические аспекты реализации ИНС на оптоэлектронной элементной базе и достижимые при этом технические параметры и характеристики. Реальным является создание адаптивных (способных к дообучению и переобучению) оптоэлектронных ИНС с числом нейронов около 2000.

Література

1. W. Maass and C. M. Bishop, editors, Pulsed Neural Networks, MIT Press, Cambridge, 2001.
2. В.Ф. Бардаченко, О.К. Колесницький, С.А. Василецький. Перспективи застосування імпульсних нейронних мереж з таймерним представленням інформації для розпізнавання динамічних образів// УСІМ.-2003-№6.- С. 73-82.
3. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры. Кн.3: Учебное пособие для вузов/Общая редакция А.И.Галушкина. - М.: ИПРЖР, 2000. -528с.
4. В.Ф. Бардаченко, О.К.Колесницький, С.А. Василецький Таймерні нейронні елементи та структури. Монографія.- Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005, 126 с.
5. Пространственные модуляторы света/ А.А.Васильев, Д.Касасент, И.Н.Компанец, А.В.Парфенов. - М.: Радио и связь, 1987.
6. Колесницький О.К., Самра Муавия Хассан Хамо Метод розпознавання багатовимірних часових рядів при допомозі імпульсних нейронних мереж//Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія.-2006.-№2(6).- С. 54-62.
7. H.Kurino, M.Nakagawa, K.W.Lee, T.Nakamura, Y.Yamada, K.T.Park and M.Koyanagi Smart Vision Chip Fabricated Using Three Dimensional Integration Technology// Scientific Conference "Neural Information Processing Systems 2000". Paper is published on the WEB: www.cs.cmu.edu/Groups/NIPS/00papers-pub-on-web/KurinoNakagawaLeeNakamuraYamadaParkKoyanagi.pdf.
8. А.Стемковський, В.Шилин КМОП-фотодиодные СВИС - перспективная элементная база однокристалльных систем приема и обработки информации// ЭЛЕКТРОНИКА: наука, технология, бизнес.- №2, 2003.- С. 14-20.
9. E.Chicca, D.Badoni, V.Dante, M.D'Andreagiovanni, G.Salina, L.Carota, S.Fusi, and P.Del Giudice A VLSI Recurrent Network of Integrate-and-Fire Neurons Connected by Plastic Synapses With Long-Term Memory// IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 14, No. 5, September 2003.

Надійшла до редакції

21.05 2006 року.