

IX

Архітектура процесорів і систем оброблення та розпізнавання сигналів і зображень

Processor and System Architecture for Signal/Image Processing and Recognition

Розпізнавання і класифікація напівтонових зображень на нейроподібних мережах, що ростуть

ВІТАЛІЙ ВИШНЕВСЬКИЙ, ВІТАЛІЙ ВЛАДИМИРОВ, АНАТОЛІЙ МОРОЗОВ,
ВІТАЛІЙ ЯЩЕНКО

*Інститут проблем математичних
машин і систем НАН*

252187 Київ, просп. Академіка Глушкова 42

Тел.: (044) 266-4147

E-mail: vv@dem.ipmms.kiev.ua

Vitalij Vyshnevs'kyj, Vitalij Vladymyrov, Anatolij Morozov, Vitalij Jashchenko. Recognition and Classification of the Intensified Images on Growing Networks.

On the basis of received by authors early results a problem of recognition and classification of the images of tests with use neural-like of growing networks is examined.

Нейронні мережі (НМ) отримують все більше застосування для вирішення різних задач, особливо тих, що погано формалізуються. Їх використовують для оброблення медичної, банківської інформації тощо [1,2].

Авторами цієї роботи проведені дослідження з розроблення апаратних засобів автоматизації діагностики онкологічних захворювань і застосування нового класу нейроподібних мереж, що ростуть, створених в Інституті проблем математичних машин і систем НАН України, для вирішення проблеми розпізнавання і класифікації напівтонових зображень, а саме проб онкотестів.

Клас нейроподібних мереж, що ростуть, складається з підкласу власне нейроподібних мереж, що ростуть (н-МР), підкласу багатовимірних н-МР, підкласу рецепторно-ефекторних нейроподібних мереж, що ростуть (рен-МР), і підкласу багатовимірних рен-МР [3-5].

Кожний з підкласів н-МР знаходить своє застосування в практиці створення інтелектуальних систем. Так для розроблення експертних систем досить застосувати одновимірні чи багатовимірні н-МР (вибір визначається в залежності від складності опису проблемного середовища), для моделювання механізмів мислення і створення інтелектуальних роботів необхідно застосувати багатовимірні рецепторно-ефекторні н-МР.

Для вирішення задач розпізнавання і класифікації зображень проб онкотестів були вибрані одновимірні н-МР.

Нейроподібні мережі, що ростуть (н-МР), формально задаються наступним чином:

$S = (R, A, D, M, P, N)$, де $R = \{ r_i \}$, $i = \overline{1, n}$ - кінцева множина рецепторів; $A = \{ a_i \}$, $i = \overline{1, k}$

- кінцева множина концепторів; $D = \{ d_i \}$, $i = \overline{1, e}$ - кінцева множина дуг, що з'єднують рецептори з концепторами і концептори поміж собою. Рецептори складають породжувальну множину мережі. Концептори відповідають сполученням ознак, що визначають кон'юнктивні зв'язки об'єктів: $P = \{ P_i \}$, $i = \overline{1, k}$, $N = h$, де P - порог збудження вершини a_i , $P = f(m_i) > P^0$

(P^0 - мінімально допустимий поріг збудження) за умови, що множині дуг D , що ведуть до вершини a_i , відповідає множина вагових коефіцієнтів $M = \{m_i\}$, $i = \overline{1, w}$, причому m_i може набувати як позитивних, так і негативних значень. Вводяться поняття субмножин, нульових субмножин, супермножин і нульових супермножин вершин [3-5].

В н-МР запам'ятовування інформації про об'єкти, що розпізнаються, навчання розпізнаванню і формування результатів розпізнавання здійснюється в відповідності з нижчеописаними правилами і супроводжується введенням в мережу нових вершин і дуг при переході якої-небудь групи рецепторів і концепторів в стан збудження. Процес збудження хвилеподібно поширюється по мережі. Концептори переводяться в стан збудження, якщо збуджені всі вершини їх нульових субмножин. При цьому виділяється підмножина F збуджених вершин нульової субмножини вершини a_i і підмножина збуджених вершин мережі G , які не мають інших збуджених вершин в своїх супермножинах. Символами \overline{F} і \overline{G} позначаються потужності підмножин F і G відповідно.

Правило 1. Якщо при сприйнятті об'єкта збуджується підмножина F 0-субмножини вершини a_i і $F \geq h$, то зв'язки вершини a_i з вершинами з підмножини F ліквідуються і до мережі приєднується нова вершина a_{i+1} , входи якої з'єднуються з входами усіх вершин підмножини F , а вихід вершини a_{i+1} з'єднується з одним із входів вершини a_i , причому вхідним зв'язкам вершини a_{i+1} присвоюються вагові коефіцієнти m_i , що відповідають ваговим коефіцієнтам ліквідованих зв'язків вершини a_i , а вершині a_{i+1} присвоюється поріг збудження P_i , рівний функції $f(m_i)$ від вагових коефіцієнтів зв'язків, вхідних у вершину a_{i+1} . Вихідному зв'язку вершини присвоюється ваговий коефіцієнт m_i , рівний $f(P_i)$. Зв'язкам, що виходять з рецепторів, присвоюється ваговий коефіцієнт, рівний функції $f(b_i)$ від коду ознаки b_i , відповідного даному рецептору.

Правило 2. Якщо при сприйнятті об'єкта збуджується підмножина G і $\overline{G} \geq h$, то до мережі приєднується нова асоціативна вершина a_{i+1} , яка з'єднується дугами, які заходять, з усіма вершинами підмножини G . Кожній з дуг, які заходять, присвоюється ваговий коефіцієнт m_i , рівний $f(P_i)$ відповідній вершині з підмножини G , а новій вершині a_{i+1} присвоюється мінімальний поріг збудження P_i , рівний функції від вагових коефіцієнтів m_i вхідних дуг. Нова вершина знаходиться в стані збудження.

Нейроподібні мережі, що ростуть, являються динамічною структурою, яка змінюється в залежності від значення і часу надходження інформації на рецептори, а також попереднього стану мережі. В ній інформація про об'єкти подається ансамблями збуджених вершин і зв'язками поміж ними. Вибір функцій $f(m_i)$, $f(P_i)$, $f(b_i)$ дозволяє моделювати властивості нейронів-детекторів, серед яких виділяються детектори ознак, аналізатори положення, детектори інтенсивності тощо.

Для розпізнавання і класифікації зображень проб онкотестів була розроблена модель одновимірних н-МР для комп'ютерів IBM PC.

Для введення зображень проб онкотестів в комп'ютер застосовувався спеціально розроблений для цієї цілі прилад "Онкотест-1" [6]. Мазок крові з трьома пробами онкотесту кладеться в спеціальну касету приладу. Оптична схема приладу від'юстирована так, щоб зображення проби онкотесту стійко фокусувалось на ПЗЗ-матрицю телекамери.

Таким чином, на виході приладу зображення проби онкотеста перетворюється в стандартний телесигнал. Подальше перетворення зображення в цифрову форму проводилось за допомогою відеоплати AVER 2000 і спеціалізованого програмного забезпечення. Для проведення досліджень щодо розпізнавання і класифікації зображень, проби онкотесту записувались в окремий файл в форматі Windows Bitmap, Type Gray Scale, Width 256 pixels, Height 256 pixels, Image size 65536 bytes. Зображення відображається на рецепторному полі н-МР, яке представляє собою матрицю 256*256 байт. В процесі пред'явлення зображень позитивних і негативних проб онкотесту (навчання мережі), в відповідності з правилами 1, 2 в ній утворюються вершини a_i , які належать до класу позитивних чи негативних проб. Функція $f(m_i)$ підбирається в процесі навчання шляхом перетворення кодів рецепторного поля. Функція $f(P_i)$ є ймовірнісною характеристикою належності зображення до того чи іншого класу. Навчена мережа складеться з матриці 65536*2 байт. В процесі навчання мережі пред'являлись п'ять позитивних і шість негативних проб. Тестування проведено на п'ятнадцяти негативних і вісьмох позитивних пробах, при якому була отримана 100%-у точність класифікації зображень. При наступному надходженні в базу даних 67 негативних і 47 позитивних проб тестування показало 94%-у точність класифікації. Після донавчання мережі точність тестування відновила до 100%.

Література

1. A. N. Refenes, M. Azema-Barac, L. Chen, S.A. Karaussos Currency Exchange Rate Prediction and Neural Network Design Strategies. - Neural Computing and Applications, Vol. 1, No 1, 1993, p. 47-59.
2. Захаров В.Н., Ульянов С.В. Нечеткие модели интеллектуальных промышленных регуляторов и систем управления. IV. Имитационное моделирование. - Техническая кибернетика, 1994, № 5, с. 168 - 210.
3. Яценко В.А. Многомерные нейроподобные растущие сети как средство интеллектуализации ЭВМ. - Кибернетика и системный анализ, 1994, № 4, с. 41 - 56.
4. Яценко В.А. Рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети — эффективное средство моделирования интеллекта. I. - Кибернетика и системный анализ, 1995, № 4, с. 54 - 62.
5. Яценко В.А. Рецепторно-эффекторные нейроподобные растущие сети — эффективное средство моделирования интеллекта. II. Кибернетика и системный анализ, 1995, № 5, с. 94 - 102.
6. Владимиров В.А., Галахин К.А., Сулов Е.И., Вишневский В.В. Диагностические возможности Онкотеста как метода скрининга населения для ранней диагностики злокачественных опухолей. Тезисы докладов на IX съезде онкологов Украины, Винница, 1995, с. 14-15.



Реалізація обернення матриць на структурі паралельного перемножувача картин-зображень

НАТАЛІЯ ЗАБОЛОТНА, ВЛАДИСЛАВ ШОЛОТА, АНДРІЙ ЗВОЛЕЙКО

Технічний університет

286021 Вінниця, Хмельницьке шосе 95
Тел.: (04432) 32-5718 Факс: (04332) 46-5772

Наталья Заболотная, Владислав Шолота, Андрей Зволейко. Реализация обращения матриц на структуре параллельного перемножителя картин-изображений.

Объект исследования - возможность реализации операции обращения матриц на структуре параллельного перемножителя матриц с цифровым временным интегрированием. Основные достоинства реализации - снятие структурных ограничений на размерность входной матрицы и разрядность ее элементов.

Необхідність у спецобчислювачах, які ефективно виконують базовий набір матричних операцій над двовимірними багатоградаційними зображеннями, гостро відчувається у багатьох технічних напрямках, які пов'язані з високопродуктивним паралельним обробленням зображень. Це насамперед - перетворення, розпізнавання, фільтрація, кодування двовимірних зображень, оброблення значної кількості сигналів давачів в космосі, сейсмозв'язці, біомедицині тощо. Враховуючи, що при вирішенні ряду названих задач базовими операціями є перетворення, еквівалентні перемноженню та оберненню матриць, актуальність розроблення цифрових структур лінійно-алгебраїчних процесорів (ЛАП) з високою продуктивністю паралельного оброблення матриць не викликає сумніву.

На цей момент відома значна кількість розробок паралельних цифрових обчислювальних структур для обернення матриць, побудованих за систолічним принципом, принципом розповсюдження хвильового фронту, принципом одночасної дії. Проте реалізацію таких структур пов'язують в основному з досягненнями мікроелектроніки. Загальновізвано, що продуктивність електронних цифрових схем має обмеження [1], які змінюються шляхом використання оптичних методів оброблення. Високі швидкодія та ступінь природнього паралелізму, що забезпечуються за рахунок використання просторового виміру, - головні фактори, які обумовили перспективність розроблення та використання оптичних ЛАП оброблення матриць. Але досягаючи високої продуктивності оброблення матриць високої розмірності, відомі оптичні систолічні процесори (в тому числі й для обернення та перемноження матриць) мають низьку точність оброблення, обумовлену використанням аналого-цифрових методів обчислень.

Із-за цього виникла потреба розроблення паралельних ЛАП, специфіка яких пов'язана зі специфікою паралельного цифрового оптичного оброблення зображень, суміщеного з паралельним введенням-виведенням багатоградаційних зображень. Останні вводяться, виводяться та обробляються відповідними наборами зважених розрядних зрізів - бінарних матриць.

Результат останніх досліджень авторів дозволив стверджувати про можливість організації високопродуктивного цифрового перемножувача знакозмінних матриць, синтезованого за вище визначеними засадами [2]. Одна із основних переваг такої структури - підвищення продуктивності цифрового оброблення до 10^{14} біт.оп./с за рахунок зняття структурних обмежень на розмірність та розрядність їх елементів.

Встановлено, що на базі вказаної структури перемножувача матриць можна організувати паралельне обернення матриць відповідно до ідеї алгоритму Гауса-Жордана, ввівши до обчислювальної системи паралельний блок формування деякої матриці V_k з відповідними зв'язками. Матриця V_k , яка відповідає перетворенню матриці A на k -му кроці, матиме вигляд:

$$V_k = \begin{pmatrix} 1 & \dots & -\frac{a_{1k}}{a_{kk}} & \dots & 0 \\ 0 & \dots & -\frac{a_{2k}}{a_{kk}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & -\frac{a_{nk}}{a_{kk}} & \dots & 1 \end{pmatrix},$$

де елементи знаходяться в відповідності із співвідношеннями:

$$V_{kk} = \frac{1}{a_{kk}}, \quad V_{ik} = -\frac{a_{ik}}{a_{kk}}, \quad V_{ii} = 1, \quad \text{якщо } i \neq k; \quad V_{ij} = 0, \quad \text{якщо } j \neq k.$$

Очевидно, що добуток N матриць $V_0 A = A_1$, $V_1 A_1 = A_2 \dots$ та $V_{N-1} x \dots x V_k x \dots x V_0 x A$ формує результат призведення матриці A до одиничної матриці. При виконанні аналогічних перетворень над одиничною матрицею E_k ($k=0, \dots, N-1$), яка входить до складу вхідної розширеної матриці $[A|E]$ згідно алгоритму Гауса-Жордана обернення матриць, на місці E_{N-1} отримуватимемо матрицю A^{-1} .

Таким чином, орієнтуючись на перемноження знакозмінних матриць як на базову операцію ЛАП ($T_{п.м.}$), результат паралельного обернення матриці ($T_{об.м.}$) буде сформований за досить значний час $T_{об.м.} = N T_{п.м.}$ (де $T_{п.м.} = (N(L + \log_2 N + 1)\tau + \tau)L$, $N \times N$ - розмірність матриці A , L - розрядність елементів матриці, τ - затримка елементної бази).

Однак в цьому випадку досягається підвищений рівень багатofункціональності порівняно з традиційними паралельними варіантами ЛАП, що є основним фактором, який визначає обчислювальну та апаратну складність процесора, однорідність зв'язків структури та ступінь уніфікованості блоків оброблення.

Література

1. Фишер Р., Мюллер Р. Нелинейные оптические устройства - основные элементы будущих цифровых оптических сигналов. - Квантовая электроника, 1989, № 8, с. 1723-1731.
2. Кожем'яко В.П., Заболотна Н.І., Шолота В.В. Організація обчислювальних процесів на структурі цифрового перемножувача знакозмінних матриць. - Вісник Вінницького політехнічного інституту, 1995, № 3-4, с. 27-31.



Techniques of Multichannel Radar Images Processing and Interpretation by Multilayer Neural Network

OLEKSANDR ZELENS'KYJ, ANDRIJ KUREKIN, VOLODYMYR LUKIN

Aviation Institute

310070 Kharkiv, Chkalov str. 17
Phone: (0572) 44-2265, (0572) 44-2352

Александр Зеленский, Андрей Курекин, Владимир Лукин. Методы обработки многоканальных радиолокационных изображений и их интерпретации многоуровневой нейроструктурой.

Обсуждаются вопросы интерпретации многоканальных радиолокационных изображений (РЛИ) земной поверхности. Для классификации объектов на РЛИ предлагается использовать двухуровневую нейронную сеть с линейными элементами выходного уровня. Рассматриваются выбор нелинейной функции элементов внутреннего уровня, а также алгоритм обучения классификатора. Эффективность предложенной методики классификации иллюстрируется на реальных трехчастотных РЛИ.

Wide use of multichannel radar systems of remote sensing provides in the present time the possibility to get multi-angle, multi-frequency and multi-polarization observations of land surface. Multichannel measurements increase information content of radar data and improve the reliability of image interpretation. Manual interpretation of multichannel radar images consumes a lot of time and can be performed only for images obtained from 2-3 sensors and represented as one color image in

RGB coordinate system. But for images obtained from 4 and more sensors, automatic classification techniques should be used.

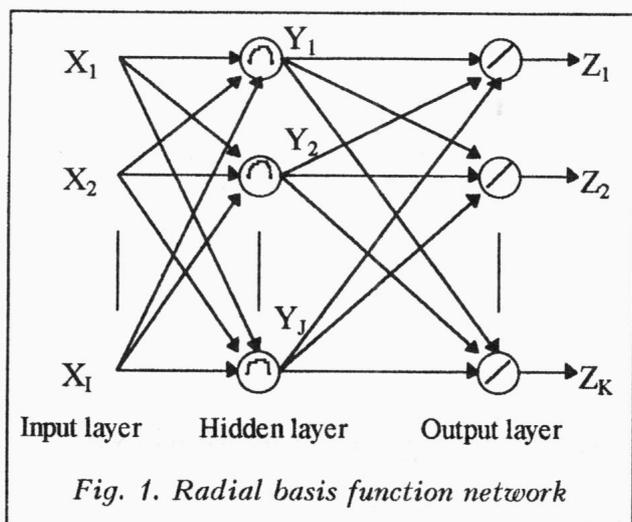
For the successful solution of the classification task it is important to solve some specific problems. First of all images from radar sensors can be represented in different scales, rotated and shifted. That is why images superimposing is needed. It is performed by algorithm based on selection of reper points for image in every channel, such as contrast bright objects (bridges, houses cross-roads) etc [1]. In most cases of this algorithm application superimposing errors are less than 2-3 samples and can be explained by such factors as carrier trajectory and velocity fluctuations, reper point selection errors, etc. Imprecise image superimposing is the reason of object boundaries incoincidence on different images of the same scene and results in false classification. Smoothing of object boundaries on multichannel images is another source of the classification errors. For improving image classification accuracy we propose multistage vector hybrid filter. It effectively suppress multiplicative noise, enhance object edges and correct superimposing errors.

For radar images interpretation we propose supervised classification technique based on one hidden layer neural network classifier. The choice of one hidden layer neural classifier is based on the fact that even with one hidden layer neural network has universal approximation capabilities [2].

We have investigated classification capabilities of one hidden layer perceptrons with sigmoidal (logistic, arcus tangent, hyperbolic tangent) activation function and radial basis function networks with Gaussian, multiquadratic, inverse multiquadratic and thin-plate-spline radially symmetric activation functions. It is found that radial basis function network with Gaussian activation function is the best choice for radar images classification. For simplification of neural network training algorithm we propose to use linear activation function in the output units.

Radial basis function network classifier is depicted in Fig. 1. The equation for this kind of network structure can be written as

$$Z_k = W_{0k} + \sum_{j=1}^J W_{jk} \cdot \text{Exp} \left(- \sum_{i=1}^I (X_i - V_{ij})^2 / V_{0j} \right), \quad (1)$$



where Z_k is the output of the k -th output unit, V_{ij} and W_{jk} are the network weights, I is the number of network inputs and J is the number of hidden units. The neural network input nodes X_i represent values of features for current pixel of the image. Outputs Z_k represent the degree of image pixel belonging to the k -th object class.

The neural network can be used to construct soft and hard classifiers. In soft classifier outputs Z_k represent gradual membership to the object class k . The belonging of the pixel to the k -th class in hard classifier corresponds to the largest output of the k -th output node. The training of the network is done in supervised manner. The weights V_{ij} and W_{jk} are

adjusted in such a way that the difference between the obtained output Z_k and the desired output O_k is minimized. This is done by minimizing the following cost function

$$E = \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N (Z_{nk} - O_{nk})^2, \quad (2)$$

where N is the number of training examples. The value of desired output O_k corresponds to the degree of image sample belonging to class k . The minimization of the cost function is done by cascade correlation algorithm [3]. Hidden layer neurons are adjusted in a cascade manner and individually trained with a suitable optimization method during training phase. Output neurons are tuned using minimum square error algorithm. Compared to the traditional back propagation algorithm this method is found to be very fast and powerful.

The effectiveness of neural network classifier is demonstrated on real MM CM and DM band 3-channel radar image (depicted in gray in Fig. 2) taken over agricultural area of Kharkiv region. The

scene contains three main classes of objects: arable lands, suburban housing and sunflower field. The results of neural network classification are shown in Fig. 3. Analysis of the region topographic map shows good correspondence to the classified image.



Fig. 2. Multifrequency radar image



Fig. 3. Neural network classification results

References

1. Kulemin G.P., Kurekin A.A., Lukin V.V., Zelensky A.A. MM-Wave Multichannel Remote Sensing Radar Systems and Algorithms of Image Processing. - Digest of Intern. Confer. ICMWFST'94, Guanzhou, China, Aug. 1994, pp. 359-362.
2. Funahashi K. On the approximate realization of continuous mapping by neural networks. - Neural Networks, Vol. 2, No. 3, 1989, pp. 183-192.
3. Lehtokangas M., Saarinen J., and Kaski K. Accelerating Training of Radial Basis Function Networks with Cascade-Correlation Algorithm. - Neurocomputing 00 NCG00453 T, 1995.



Паралельні обчислювальні структури для розв'язку систем лінійних рівнянь та обернення матриць

ВОЛОДИМИР КОЖЕМ'ЯКО, НАТАЛІЯ ЗАБОЛОТНА, ВЛАДИСЛАВ ШОЛОТА

Технічний університет

286021 Вінниця, Хмельницьке шосе 95

Тел. (04432) 32-5718 Факс: (04332) 46-5772

Владимир Кожемяко, Наталия Заболотная, Владислав Шолота. Параллельные вычислительные структуры для решения систем линейных алгебраических уравнений и обращения матриц.

Объект исследования — архитектура спецпроцессора для параллельной обработки знакопеременных матриц, позволяющая решать системы линейных уравнений и обращать матрицы большой ($N \times N$) размерности за N тактов. Основные принципы синтеза спецпроцессора — посрезовая обработка и цифровое временное интегрирование.

Більшість задач розпізнавання образів, оброблення сигналів та зображень формуються в загальних термінах матрично-векторних операцій. Тому паралельні лінійно-алгебраїчні процесори (ЛАП) - це досить універсальні та гнучкі системи, які вирішують широке коло прикладних задач. Базовий набір операцій ЛАП серед інших включає операцію розв'язку систем лінійних алгебраїчних рівнянь (СЛАР) та обернення матриць. Виконання обернення матриць доцільне в випадках виникнення необхідності багатократного розв'язку рівняння $Ax=b_{(i)}$ ($i=1,2,\dots,N$) з різними вільними членами $b_{(i)}$. Це відповідає матричному рівнянню $AY=B$, де Y, B - матриці розміру $N \times N$, причому $B=[b_{(1)}, b_{(2)}, \dots, b_{(N)}]$. Для отримання його рішення $Y=A^{-1}B$ достатньо один раз обчислити обернену матрицю A^{-1} і помножити її на матрицю B вільних членів.

Оскільки процедури розв'язку СЛАР та обернення матриць N -го порядку досить трудомісткі з обчислювальної точки зору (N^3 базових операцій), то виникає задача розвитку паралельних методів та засобів для їх реалізації. Відомі класи систолічних, потокових, хвильових спецпроцесорів, які мають високий рівень паралелізму та продуктивності, але не позбавлені недоліків ЗВІС-технологій [1]. Дослідження алгоритмів розв'язку СЛАР та обернення матриць оптичними засобами ще тільки починаються [2].

Мета роботи полягає в розробленні алгоритму та структури високопродуктивного однорідного матричного спецобчислювача на засадах природнього паралелізму оптичних обчислень.

За основу взято відомий метод виключення Гауса, що використовується як для розв'язку СЛАР з N рівняннями, N невідомими та з різними вільними членами $b_{(i)}$ ($i=1,2,\dots,N$), так і для обернення квадратної матриці $A_{[N;N]}$, визначник якої не дорівнює нулю. Процедура обчислення результату складається з двох етапів: прямого та зворотнього, що в загальній складності при неперервному потоці даних обумовлює час структурного оброблення $\approx N \cdot \Delta T$ (ΔT - тривалість зовнішнього такту оброблення). Обчислювальна система призведення вхідної розширеної ($N \times 2N$) матриці до діагонального виду (прямий хід) організована за відомими рекурентними співвідношеннями [3]. Але її реалізація на основі обчислення зовнішнього добутку векторів дозволяє підвищити ступінь розпаралелювання алгоритму Гауса. Крім того, підвищення структурної швидкодії спецпроцесора порівняно з відомими досягається за рахунок використання принципу цифрового позрізового оброблення матриць [4] в просторі та часі в поєднанні з паралельним введенням-виведенням матриць.

Знакозмінні вхідні матриці, матриці проміжних та остаточного результатів представлені як цілі числа в прямому коді з фіксованою точкою після молодшого розряду. Причому знакові та інформаційні бінарні розрядні зрізи матриць формуються окремими структурними блоками.

Встановлено набір основних структурних блоків спецпроцесора, які містять паралельні (векторні та матричні) оптичні інформаційні входи-виходи: тривимірні реєстри для збереження та перетворення бінарних розрядних зрізів матриць [5], комутатори цифрових картин [5], векторний блок ділення, паралельні матричні блоки для обчислення зовнішнього добутку векторів [5], картинний накопичувальний блок для підсумовування послідовності знакозмінних матриць [5] тощо. Основна увага приділена дослідженню можливості структурної та фізичної реалізації векторного блоку ділення, синтезованого на засадах цифрового оптичного паралельного оброблення інформації.

Представлена структура спецпроцесора - свідоцтво продовження робіт авторів з розроблення методології проектування високопродуктивних ЛАП для паралельного цифрового оброблення матриць, представлених на попередніх конференціях УкрОбраз [4]. Надалі переслідуватиметься мета доведення переваг цифрового високоточного оптоелектронного паралельного оброблення матриць по усуненню структурних обмежень на розмірність та розрядність вхідних матриць картин зображень в порівнянні з відомими електронними структурами.

Література

1. Кун С. Матричные процессоры на СБИС. - Москва: Мир, 1991, 672 с.
2. Кейсесент Д. Акустооптические процессоры для операций матричной алгебры. - ТИИЭР, Том 72, № 7, 1984, с. 92-113.
3. Кухарев Г.А., Тропченко А.Ю. Систолические процессоры для обращения матриц. - Приборостроение, 1990, № 11, с. 23-27.
4. Кожем'яко В, Заболотна Н. Цифровий оптоелектронний процесор для перемноження знакозмінних матриць-картин зображень. - Праці Другої Всеукраїнської конференції УкрОбраз-94, Київ, с. 228-231.
5. Заболотна Н.І. Організація обчислювальних структур високопродуктивних лінійно-алгебраїчних процесорів паралельної обробки матриць. - Автореферат. дис. к.т.н., Вінниця, 1996, 16 с.



Системи розпізнавання образів на основі багатословних матричних структур

ВОЛОДИМИР КОЖЕМ'ЯКО, МИХАЙЛО СЕМЕНЮК, СТЕПАН БІЛАН, ІРИНА САВАЛЮК

Технічний університет

286001 Вінниця, Хмельницьке шосе 95

Тел.: (0432) 44-0351, (0432) 21-6112

Владимир Кожемьяко, Михаил Семенюк, Степан Белан, Ирина Савалюк. Системы распознавания объектов на базе многословных матричных устройств.

В данной работе предлагается концепция матричных структур глаз-процессорного типа для построения систем распознавания зрительной информации. Система состоит из совокупности матриц (слоев), в каждой из которых параллельно выполняются элементарные операции по обработке и распознаванию изображения. Вследствие разделения выполнения операций как по смысловым признакам (разные слои), так и по отдельным пикселям изображения возрастает скорость обработки информации.

Необходимость оброблення зорової інформації в реальному часі в сфері матеріального виробництва і в науці привела до створення різноманітних пристроїв по введенню такої інформації в ЕОМ та її розпінанню.

Більшість таких пристроїв сприймання оптичних сигналів працює за принципом сканування зображень (попільсьовно, або групами пікселів) на пристроях перетворення оптичної інформації в електричну (різноманітні сканери, відеокамери, дигитайзери тощо), тобто являються пристроями послідовної дії. Підвищення ефективності функціонування таких пристроїв велося в основному розпаралелюванням різноманітних обчислювальних операцій над оцифрованим зображенням. Це дає можливість зменшити час оброблення і розпізнавання зображення до часу фіксації одного кадру зображення на перетворювальному пристрої. Але такий підхід при аналізі швидкоплинних процесів, навіть при створенні проміжних буферів відеопам'яті, веде до втрати частини інформації.

В роботі розглядається концепція багатошарової матричної структури око-процесорного типу (БМСОПТ), яка дозволить створити пристрої для оброблення оптичної інформації в реальному часі без втрат інформації.

Суть концепції полягає в створенні середовища, в якому перетворення і розпізнавання зображень проводиться аналогічно зоровому тракту людини.

Це середовище представляє собою сукупність матриць, елементи (комірки) кожної з яких виконують одночасно елементарні операції по перетворенню оптичного зображення в цифровий еквівалент і його оброблення (рис. 1).

Елементи першої матриці складаються з фотоприймального пристрою, аналого-цифрового перетворювача та порогового елемента і становлять собою аналог фоторецепторів людини. Їх вихід підключається до входів чотирьох (восьми) комірок другого шару (рис. 2), в результаті кожен елемент другого шару отримує інформацію від двох сусідніх елементів першої матриці.

На входи комірок другого шару подається значення фону розпізнавання структури зображення і значення контрастності двох сусідніх градацій яскравості (ці коди встановлюються в залежності від необхідної деталізації зображення і методів оброблення). Таким чином, другий шар представляє собою частину око-процесорного середовища, де проводиться попереднє оброблення зображення.

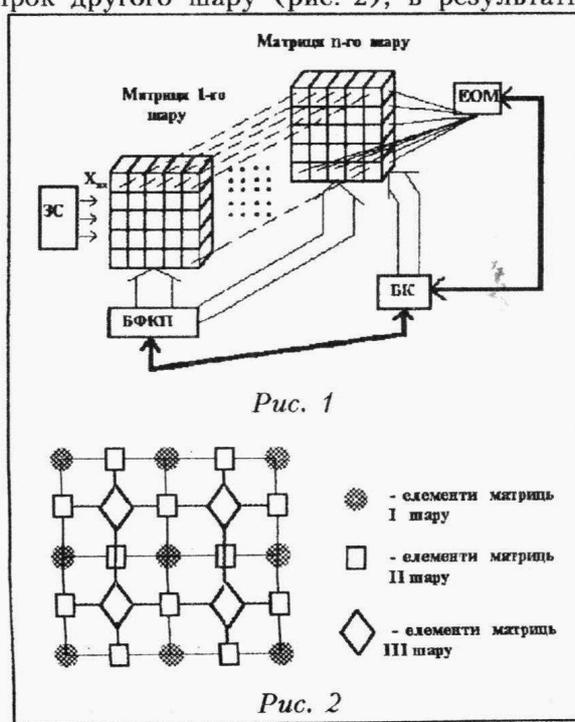
Інформація надходить з цієї матриці до третього шару елементів і придатна для виділення контурів об'єктів, сегментації зображення та усуненню завад, що і виконується застосуванням однієї/двох мажоритарних операцій порівняння. Елементи третього шару розташовані аналогічно елементам першого шару і з'єднані з чотирма або 8-ма комірками другого шару, і таким чином аналізують інформацію 5 ти/9-ти сусідніх точок.

Комірки другої і третьої матриць мають перехресні зв'язки, що дає можливість обробляти інформацію не просто однієї точки, а сукупності точок, тобто проводити аналіз сусідніх пікселів зображення і виявляти між ними залежність одночасно і комплексно – аналогічно формуванню цілісної картини клітинами нервової системи людини.

Розглянуті матриці БМСОПТ представляють собою апарат попереднього оброблення зображення, інформація з якого подається на системи розпізнавання образів і сцен, які становлять собою наступні шари середовища оброблення зображення.

При включенні в подальше оброблення систем, що мають можливість запам'ятовувати попередні сцени і робити їх аналіз, тобто самонавчальних систем, розглянута структура БМСОПТ представляє собою ідеальну модель для створення інтелектуальних систем технічного зору і апарату перетворення оптичної інформації роботів.

В ідеалі, при зменшенні часу перетворення в фотоприймальних елементах і вентилях елементах другого і третього шарів середовища, інформація буде підготовлюватись для подальшого оброблення без будь-яких втрат даних і часу. Але навіть при існуючій елементній базі розглянуті структури дають можливість значно скоротити час попереднього оброблення зображення за рахунок виключення операцій послідовного аналізу однієї або декількох сусідніх точок, побудови гістограм розподілу градацій яскравості і кольору тощо.



Скорочення обчислень ортогональних тригонометричних перетворень

АНАТОЛІЙ МЕЛЬНИК, ВАСИЛЬ ЯЦУРА

Університет "Львівська політехніка"

290035 Львів, вул. Дунайська 32, кв.72

Тел.: (0322) 42-3991, (0322) 39-8196

Електронна пошта: jatsoura@polynet.lviv.ua

Анатолій Мельник, Василь Яцюра. Сокращение вычислений ортогональных тригонометрических преобразований.

Рассмотрен способ выполнения ортогональных тригонометрических преобразований с помощью таблично-алгоритмического метода, который состоит из двух этапов: алгоритмического и вычислительного. На первом этапе данные сортируются с учетом их особенностей и свойств выполняемого алгоритма. На втором этапе производится вычисление ДПФ. Предварительный анализ особенностей входных данных позволяет увеличить скорость обработки и уменьшить вычислительные затраты, необходимые для выполнения ДПФ.

До базових процедур цифрового оброблення сигналів (ЦОС) в першу чергу слід віднести ортогональні тригонометричні перетворення: ДПФ, ДПХ, ДКПФ тощо. Ці перетворення базуються на обчисленні синусного і косинусного перетворень. Зокрема, обчислення дискретного перетворення Фур'є (ДПФ):

$$X(n) = \sum_{i=0}^{N-1} x_i * W_N^{in}, \quad n = \overline{0, N-1}, \quad i = \overline{0, N-1}, \quad (1)$$

де: x_i - i -ий елемент дійсної послідовності вхідних даних; $W_N = e^{-j \frac{2\pi}{N}} = \cos \frac{2\pi}{N} - j \sin \frac{2\pi}{N}$, $j = \sqrt{-1}$; $N = 2^b$; b - ціле додатне число, - краще проводити, розбиваючи його на синусне і косинусне перетворення:

$$X(n) = \sum_{i=0}^{N-1} x_i * (C_N^{in} - j * S_N^{in}), \quad (2)$$

де: $C_N^{in} = \cos \frac{2\pi in}{N}$, (3)

$$S_N^{in} = \sin \frac{2\pi in}{N}. \quad (4)$$

Розглянемо обчислення синусного перетворення:

$$X_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} x_i * S_N^{in}, \quad n = \overline{0, N-1}, \quad i = \overline{0, N-1}. \quad (5)$$

Якщо значення x_i , $i = \overline{0, N-1}$ представляти через

$$x_i = \sum_{k=1}^m x_{ik} * 2^{-k}, \quad k = \overline{1, m}, \quad (6)$$

де m - розмірність вхідних даних, то задача побудови таблично-алгоритмічного пристрою для обчислення синусного перетворення ставиться таким чином: на вхід поступають k -ті розряди дійсної послідовності вхідних даних x_i , $i = \overline{0, N-1}$. Потрібно створити таблицю для збереження результатів обчислення тригонометричних перетворень за формулою (7):

$$X_{1k}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} x_{ik} * S_N^{in}, \quad k = \overline{1, m}, \quad n = \overline{0, N-1}, \quad (7)$$

і ця таблиця повинна мати мінімальний об'єм для даної 2^N кількості вхідних даних.

Розглянемо створення такої таблиці для n , $n = \overline{0, N-1}$, при фіксованому N .

Нехай $N = 16$. Гармоніка 0 ($n = 0$). Тоді

$$X_{1k}(0) = \sum_{i=0}^{15} x_{ik} * S_N^{i0}. \quad (8)$$

Обчислимо значення коефіцієнта S_N^{i0} за формулою (4) для всіх i , $i = \overline{0, N-1}$. Отримаємо, що для нульової гармоніки результат обчислення $X_{1k} = 0$ для довільних вхідних даних x_i , $i = \overline{0, N-1}$.

Для гармоніки 1 ($n = 1$) $X_{ik}(1) = \sum_{i=0}^{15} x_{ik} * S_N^i$ змінні можуть приймати значення $x_{ik} = 0$ або $x_{ik} = 1$. Запишемо всі можливі варіанти коефіцієнтів:

$$S_N^0 S_N^1 S_N^2 S_N^3 S_N^4 S_N^5 S_N^6 S_N^7 S_N^8 S_N^9 S_N^{10} S_N^{11} S_N^{12} S_N^{13} S_N^{14} S_N^{15}.$$

Використовуючи властивості синуса (періодичність і симетричність), ця послідовність набуде вигляду:

$$0 S_N^1 S_N^2 S_N^3 1 S_N^3 S_N^2 S_N^1 0 -S_N^1 -S_N^2 -S_N^3 1 -S_N^3 -S_N^2 -S_N^1.$$

Всього може бути 2^N різних чисел, тобто таблиця повинна мати 2^N значень (для $N = 16$ таблиця має 2^{16} значень). Але оскільки два коефіцієнти є нульовими, то від двох чисел із 16-ти результат не залежить. Звідси випливає, що таблиця скоротиться до 2^{14} значень.

Для зменшення розміру таблиці використаємо повторюваність коефіцієнтів:

$$S_N^1 = S_N^7, \quad S_N^2 = S_N^6, \quad \text{і так далі.}$$

Розглянемо рівність $S_N^1 = S_N^7$. Для вхідних даних, у яких $x_{i1} = 0$ і $x_{i7} = 1$, результат дорівнює результату для вхідних даних із $x_{i1} = 1$ і $x_{i7} = 0$. Тобто, з таблиці можна викинути результат для вхідних даних:

| | | | | | | | | | | | | | | | | |
|--------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|
| розряди | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
| вхідні числа | 0 | 1 | X | X | X | X | X | 0 | 0 | X | X | X | X | X | X | X |

Всього таких чисел є 2^{12} . Якщо зв'язати другий розряд з шостим, то можна скоротити таблицю на $2^{12} + 2^{12}$ чисел:

| | | | | | | | | | | | | | | | | |
|--------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|
| розряди | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
| вхідні числа | 0 | 0 | 1 | X | X | X | 0 | X | 0 | X | X | X | X | X | X | X |

| | | | | | | | | | | | | | | | | |
|--------------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|----|----|
| розряди | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
| вхідні числа | 0 | 1 | 1 | X | X | X | 0 | 1 | 0 | X | X | X | X | X | X | X |

Коли "зв'яжемо" третій розряд з п'ятим, то таблицю можна зменшити на $2^{10} + 2 * 2^9 + 2^8$ чисел; 9-й розряд — з 15-тим: $2^9 + 3 * 2^8 + 3 * 2^7 + 2^6$; 10-й розряд — з 14-тим: $2^8 + 4 * 2^7 + 6 * 2^6 + 4 * 2^5 + 2^4$; 11-й розряд — з 13-тим: $2^7 + 5 * 2^6 + 10 * 2^5 + 10 * 2^4 + 5 * 2^3 + 2^2$.

Таблиця зменшиться всього на

$$2^{12} + 2^{11} + 2^{10} + 2^{10} + 2 * 2^9 + 2^8 + 2^9 + 3 * 2^8 + 3 * 2^7 + 2^6 + 2^8 + 4 * 2^7 + 6 * 2^6 + 4 * 2^5 + 2^4 + 2^7 + 5 * 2^6 + 10 * 2^5 + 10 * 2^4 + 5 * 2^3 + 2^2 = 13468 \text{ чисел.}$$

Отже, для однієї гармоніки таблиця результатів синусного перетворення буде мати: $2^{14} - 13468 = 2916$ значень. Тобто, розмірність таблиці буде рівна 2^{12} .

Це означає, що таблиця для 16-титочкового синусного перетворення скоротиться в 4 рази. Аналогічно можна також провести скорочення таблиці для 16-титочкового косинусного перетворення, що дозволить для 16-титочкового ДПФ в цілому зменшити об'єм таблиці в 10 разів. Цей метод може бути поширений на перетворення більшої розмірності.

Структура пристрою для реалізації N -точкового перетворення без використання попереднього оброблення даних представлена на рис. 1. До складу пристрою входять: таблиця N -точкового перетворення, яка реалізована у вигляді ПЗП, суматор СМ та ланка регістрів Рг n .

На інформаційні входи (N) ПЗП поступають вхідні дані x_{ik} , $k = \overline{1, m}$, $i = \overline{0, N - 1}$. На іншу групу входів, кількість яких визначається за формулою $\log_2 \frac{N}{2}$, подається кодове слово, яке означає номер гармоніки. На виході ПЗП отримується результат обрахунку за формулою (7). Ці дані подаються на один із входів суматора, який разом із регістрами формує накопичувальний суматор. Результат сумування, зсунутий на один розряд вправо, подається на другий вхід суматора. Через k кроків в n -му регістрі отримується результат обрахунку ДПФ для однієї n -ї гармоніки за формулою (5).

На рис. 2 представлена структура пристрою для реалізації N -точкового перетворення. До його складу входять: комбінаційна схема КС, реалізована на основі формул врахування особливостей вхідних даних, стисла таблиця розміром M N -точкового перетворення (реалізована у вигляді ПЗП), суматор СМ, ланка регістрів Рг n . Алгоритм роботи цієї структури такий же, як і представленої на рис. 1.

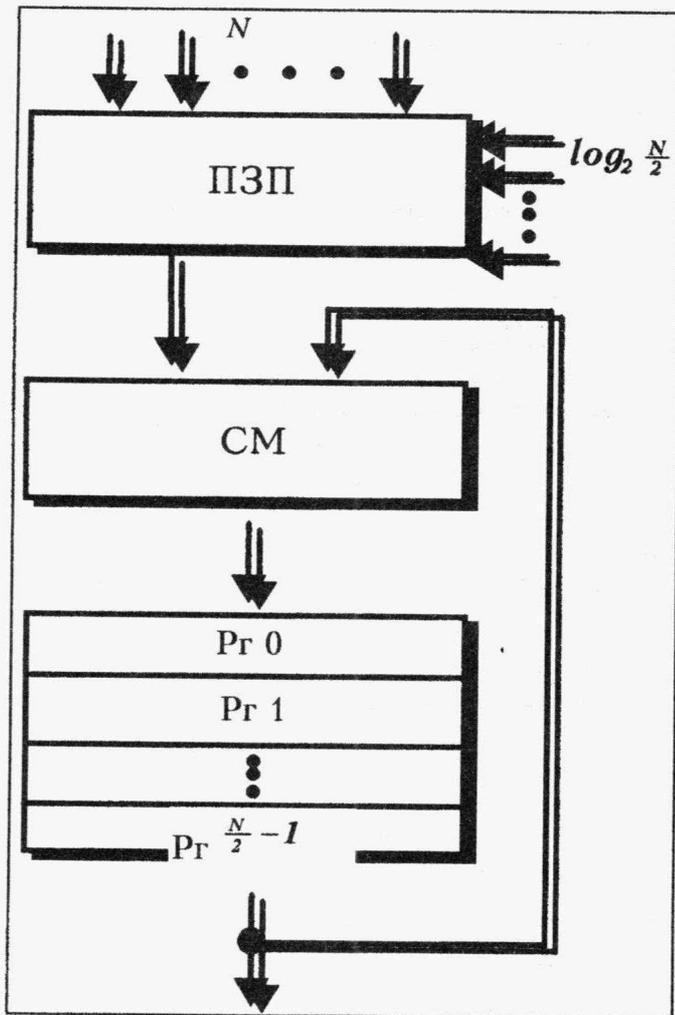


Рис. 1.

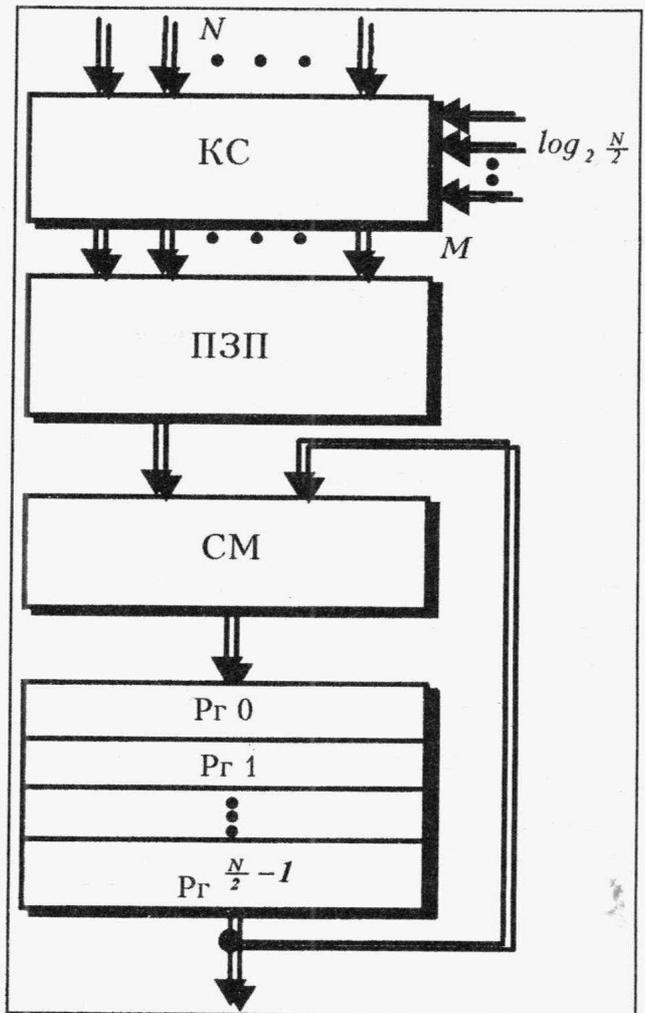


Рис. 2.

Перевага другої схеми над першою полягає в тому, що завдяки введенню комбінаційної схеми вдалося зменшити кількість входів ПЗП в 10 разів.

Таким чином, розглянутий в доповіді спосіб обчислення ортогональних тригонометричних перетворень дає можливість зменшити апаратні витрати в середньому в 10 разів для N -точкового перетворення, що дозволяє створювати на його основі засоби ЦОС з суттєво покращеними технічними характеристиками.



Система аналізу сигналів з застосуванням систем мультимедія*

ВАЛЕРІЙ ШИРОЧИН, ВАДИМ МУХІН, ВОЛОДИМИР ВЕЛИКИЙ, КОСТЯНТИН ГУНДАР, ЯРОСЛАВ ВІНОГРАДОВ

Національний технічний університет — КПІ

252056 Київ, просп. Перемоги 37

Тел.: (044) 441-9968

E-mail: vpsh514@comsys.polytech.kiev.ua

Валерий Широцин, Вадим Мухин, Владимир Великий, Константин Гундар, Ярослав Виноградов. Система анализа сигналов с использованием систем мультимедия

Описывается цифровая система анализа аналоговых объектов в реальном времени с применением стандартных средств компьютерной техники и систем мультимедиа. В докладе описана методика создания на базе персонального компьютера и широко применяемой в системах мультимедиа звуковой карты типа SOUND BLASTER 16 мощного вычислительного комплекса для анализа и синтеза сложных аналоговых сигналов.

* Ця робота була частково підтримана Міжнародною Соросівською програмою підтримки освіти в галузі точних наук (ISSEP), грант N PSU061072.

Існує відома проблема розроблення на базі персонального комп'ютера та прийнятної за ціною периферійної плати (декількох плат) програмно-апаратного комплексу для реалізації контролю та управління аналоговою системою. Цей комплекс призначений для аналізу й синтезу складних аналогових сигналів довільної форми.

Комплекс повинен відповідати наступним вимогам:

1. Одночасна генерація зондуючого сигналу разом з каліброваним сигналом білого шуму, а також прийому сигналу відповіді досліджуваної системи.
2. Повинна вестись фільтрація паразитних шумів у прийнятому сигналі методом багатократних випробувань.
3. Результати випробувань у вигляді графіку прийнятого сигналу повинні постійно відображатись на моніторі ЕОМ у реальному часі, причому з якомога більшою можливою швидкістю.
4. Повинна вестись база даних прийнятих від системи відповідей.

Авторами доповіді були розглянуті наступні типи периферійних плат: FAX-MODEMI; спеціалізовані плати ЦАП/АЦП; звукові карти.

Підсумуємо переваги та недоліки кожного типу таких периферійних пристроїв:

- FAX-MODEMI мають можливість генерації та прийому аналогових сигналів одночасно (дуплексний режим), але ці сигнали вузько спеціалізовані для передачі телефонними лініями й не можуть приймати будь-яку потрібну форму.

- спеціалізовані плати ЦАП/АЦП якнайліпше підходять для генерації та прийому сигналів будь-якої потрібної форми, також вони мають можливість багатоканального прийому та багатоканальної передачі, тобто можуть виконувати функції одразу декількох потрібних пристроїв, але вони мають і декілька суттєвих вад. По-перше, вони багато коштують. По-друге, в них немає можливості одночасної генерації разом із корисним сигналом білого шуму. І по-третє, вони не є стандартизованими як за внутрішньою архітектурою, так і за програмним інтерфейсом.

- звукові карти мають у своєму складі апаратні засоби для генерації мелодичних звуків, звуків довільної форми, а також для прийому аналогових вхідних сигналів. Існує велике розмаїття типів звукових карт, але лише деякі стали стандартними на тепершній час.

Нижче наведений перелік досліджених звукових карт :

| | |
|-----------------------|--------------------------|
| Sound 2000 | IBM Windsurfer |
| Gravis Ultrasound | Soundblaster 16 |
| Omnivox | Soundblaster 16 asp |
| Sound Galaxy BXII | Soundman 16 |
| Sound Galaxy NX 16 | Soundman Wave |
| Sound Galaxy Orion 16 | AudioTrix 16 |
| Digital Sound 16 16 | Deluxe |
| Sound Pilot | Premium 3D |
| ViVa Maestro 16 | Windows Sound System 2.0 |
| ViVa Maestro 16 VR | Mozart-128 |
| AudioBlaster 1.0 | Audio Basic |
| AudioBlaster 2.5 | Audio 16fessional |
| Sonic Sound | SoundPlus |
| Sonic Sound LX | Yamaha CBX-B1 |
| PORT*ABLE Sound Plus | TESS |
| Ensoniq Soundscape | |

З усього набору звукових карт були виділені як найбільш досконалі і поширені дві: SOUNDBLASTER 16 та SOUNDBLASTER 16 ASP. Їх можливості повністю задовольнили поставлені вимоги, але за вартістю більш підходить звукова карта SOUNDBLASTER 16. Вона має такі властивості:

- одночасний стерео-прийом та стерео-передача сигналів;
- незалежна генерація мелодичних сигналів, з яких легко отримати білий шум у діапазоні від 20 Гц до 80 кГц;
- є можливість регулювання чутливості входу і виходу;
- частоти дискретизації для прийому та передачі сигналів можуть програмно змінюватись у діапазоні від 4 кГц до 44,1 кГц.

На базі звукової карти SOUNDBLASTER 16 та персонального комп'ютера розроблений програмно-апаратний комплекс СТИМУЛ.

