

І. Цмоць, О. Скорохода, Б. Андрієцький, Р. Ткаченко  
Національний університет “Львівська політехніка”,  
кафедра автоматизованих систем управління

## АПАРАТНА РЕАЛІЗАЦІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ КОМПОНЕНТІВ РОБОТОТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ

© Цмоць І., Скорохода О., Андрієцький Б., Ткаченко Р., 2012

**Проаналізовано нейромереві методи реалізації інтелектуальних компонентів, вибрано нейромереві на базі геометричних перетворень, виділено базові операції, розроблено на основі нейроподібної структури інтелектуальний компонент робототехнічної системи для збільшення точності давачів відстані.**

**Ключові слова:** інтелектуальні компоненти, нейроподібні структури, модель геометричних перетворень.

**Neural networks methods for intellectual components realization have been analyzed, neural networks based on geometric transformations have been selected, base operations have been determined, the intellectual component of robotic systems for accuracy-increasing of distance sensors based on the neurolike structure has been developed.**

**Key words:** intelligent components, neurolike structures, model of geometric transformation.

### Постановка задачі

Сучасний етап розвитку мобільних робототехнічних систем орієнтований на широке використання нейромеревих засобів для оцінювання даних, які надходять із давачів в умовах завд і неповної інформації, компресування та розпізнавання зображень і сцен. Зокрема для підвищення надійності та точності автономного управління робототехнічною системою необхідно підвищити точність вимірювання відстані давачами (ультразвуковими, інфрачервоними, лазерними тощо). Підсистема технічного зору здійснює попереднє опрацювання, компресування та розпізнавання зображень і сцен, що використовується для прийняття рішень у процесі управління робототехнічною системою.

Нейромереві засоби робототехнічних систем створюються на основі паралельних розподілених адаптивних технологій обробки даних у реальному часі, які здатні “вчитися” опрацювати дані, діючи в інформаційному середовищі. Особливістю нейромеревих засобів, які використовуються в робототехнічних системах, є вміння випрацювати правила та модифікувати їх в процесі функціонування таких систем. У робототехнічних системах опрацюють у реальному часі різні за інтенсивністю надходження потоки даних на апаратних засобах, що задовольняють обмеження щодо габаритів, енергоспоживання, вартості та часу розробки. Створення таких засобів вимагає широкого використання сучасної елементної бази (напівзамовних і замовних НВІС) та розроблення нових методів, алгоритмів і НВІС-структур для опрацювання та розпізнавання зображень на основі штучних нейронних мереж (ШНМ). Високої продуктивності і ефективності використання обладнання у нейромеревих засобах досягається розпаралеленням і конвеєризацією процесів обробки, апаратним відображенням структури алгоритму розв'язання задачі у архітектуру, яка адаптована до інтенсивності надходження потоків даних.

Розроблення інтелектуальних компонентів робототехнічних систем з високою ефективністю використання обладнання вимагає проблемно-орієнтованого підходу з поєднанням універсальних і спеціалізованих засобів. При цьому розроблення інтелектуальних компонентів робототехнічних систем із заданими технічними параметрами повинна зводитися до доповнення обчислювального ядра додатковими спеціалізованими модулями.

Тому *метою роботи* є аналіз відомих нейромережових методів для розроблення інтелектуальних компонентів робототехнічних систем, вибір типу нейромережі для їхньої апаратної реалізації та розроблення інтелектуального компоненту для збільшення точності давачів відстані.

### Виклад основного матеріалу

*Аналіз нейромережових методів для реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем.* Інтелектуальні компоненти робототехнічних систем доцільно реалізовувати на основі нейронних мереж, оскільки це дає змогу здійснювати самонавчання та адаптацію даних компонентів до змінних умов зовнішнього середовища. Аналіз класичних структур нейромереж (багатошарового перцептрона, мережі Кохонена, RBF мережі та мережі Хопфілда), методів і алгоритмів їхнього навчання та функціонування, які сьогодні широко використовуються для реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем, показав, що вони мають такі недоліки [1–6]:

- значний час, необхідний для процесу навчання нейромереж;
- різні алгоритми, які використовуються для навчання та функціонування нейромереж;
- методи та нейромережні алгоритми для реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем, не орієнтовані на НВІС-реалізацію;
- нейромережові методи та алгоритми опрацювання в режимі реального часу інтенсивних потоків даних вимагають для своєї реалізації великих затрат обладнання;
- не враховують вимоги конкретних застосувань щодо габаритів і споживаної потужності.

З аналізу видно, що для забезпечення обробки потоків даних у реальному часі та одночасного зменшення габаритів і споживаної потужності необхідно використовувати спеціалізацію, конвеєризацію, просторовий паралелізм і орієнтацію архітектури нейромережних засобів на НВІС-реалізацію.

Альтернативою класичним нейромережам є нейроподібні структури (НС) на базі геометричних перетворень (ГП), які відомі під назвою функціонал на множині табличних функцій [7, 8]. Особливістю НС на базі ГП є однотипність алгоритмів навчання та функціонування. Топологія алгоритму навчання НС на базі ГП представляється у вигляді функціонального графу, вершини якого відповідають скалярному добутку вектора вхідних сигналів на вектор вагових коефіцієнтів та нелінійному перетворенню. Використання методів і алгоритмів НС на базі ГП забезпечує значне підвищення продуктивності як для програмного, так і для апаратного варіантів реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем.

Використання НС на базі ГП усуває, або зменшує негативні властивості існуючих засобів інформаційного моделювання – регресійних моделей, машин опорних векторів, класичних штучних нейронних мереж, індуктивних моделей, контролерів нечіткої логіки, статистичних процедур.

Порівняно із класичними архітектурами штучних нейронних мереж НС на базі ГП мають такі переваги:

- єдина методологічна основа побудови архітектури для різних завдань та предметних областей застосування;
- швидке ітераційне навчання, що відкриває можливість розв’язування завдань великих розмірностей;
- повна повторюваність результатів навчання;
- можливість отримання задовільних розв’язків для тренувальних вибірок зменшеного об’єму;
- розширення кібернетичного принципу “чорної скриньки” на користь “сірої скриньки”, оскільки НС на базі ГП володіють додатковими можливостями аналізу внутрішньої структури даних;
- висока точність та покращені генералізуючі властивості.

Незважаючи на помітні переваги НС на базі ГП за продуктивністю перед традиційними нейромережними засобами, найвищі параметри швидкодії для них досягаються у випадку апаратної реалізації.

*Виділення базових операцій для синтезу апаратних нейроподібних структур для реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем.* Аналіз алгоритмів навчання та функціонування НС на базі ГП показав, що вони є добре структурованими і реалізуються на основі однотипних операцій.

Робота НС на базі ГП передбачає етап попередньої підготовки даних та етап навчання та функціонування. Етап попередньої підготовки полягає у нормалізації вектора вхідних даних, який використовує такі операції: визначення максимального числа з групи чисел, обчислення кореня квадратного з суми квадратів різниць і ділення. Етап навчання та функціонування використовує такі базові операції: групового підсумовування, множення, обчислення скалярного добутку, обчислення передатної функції.

Алгоритми реалізації перерахованих операцій повинні бути орієнтовані на НВІС-реалізацію, враховувати вартість площі кристала, а також кількість вхідних і вихідних виводів. Число зовнішніх виводів НВІС-пристроїв обмежене рівнем технології та розміром кристала. В основу НВІС-реалізації даних алгоритмів необхідно покласти такі принципи:

- узгодженості інтенсивності надходження даних з обчислювальною інтенсивністю пристрою;
- конвеєризації та просторового паралелізму;
- регулярності, модульності та широкого використання стандартних елементів;
- локалізації та зменшення кількості зв'язків між елементами пристрою.

*Формування вимог до інтелектуальних компонентів робототехнічних систем.* Основні вимоги, які висувуються до інтелектуальних компонентів робототехнічних систем, – це мінімізація габаритів, енергоспоживання, забезпечення надійності, гнучкості та роботи у реальному часі. Створення таких інтелектуальних компонентів робототехнічних систем вимагає широкого використання сучасних компонентів (відеокамер, датчиків, платформи-шасі, комп'ютерних систем), сучасної елементної бази для реалізації апаратних засобів комп'ютерних систем обробки та управління (напівзамовних і замовних НВІС, процесорів цифрової обробки сигналів, мікроконтролерів, нейрочипів) та розроблення нових методів і алгоритмів для опрацювання у реальному часі різних за інтенсивністю надходження потоків даних (відеопотоків, даних з датчиків, команд управління).

Режим реального часу накладає обмеження на час розв'язання задачі  $T_p$ , який не повинен перевищувати часу обміну повідомленнями  $T_{обм}$ , тобто:

$$T_p \leq T_{обм}.$$

Час обміну залежить як від обсягу  $N$ , розрядності  $n$  і частоти  $F_d$  надходження вхідних даних, так і від кількості  $k$  каналів та їх розрядності  $n_k$ . Такий час визначається за формулою:

$$T_{обм} = \frac{Nn}{F_d kn_k}.$$

Для забезпечення опрацювання потоків даних в реальному часі за допомогою інтелектуальних компонентів робототехнічних систем їх продуктивність повинна становити:

$$\Pi \geq \frac{\beta R F_d kn_k}{Nn},$$

де  $R$  – складність алгоритмів розв'язання задач;  $\beta$  – коефіцієнт врахування особливостей засобів реалізації алгоритму.

Для підвищення ефективності використання обладнання в інтелектуальних компонентах робототехнічних систем необхідно узгодити інтенсивність надходження даних з обчислювальною здатністю апаратних засобів. Інтенсивність надходження даних залежить від кількості та розрядності каналів надходження даних і частоти надходження даних [9]:

$$P_D = knF_d,$$

де  $k$  – кількість каналів надходження даних;  $n$  – розрядність каналів надходження даних;  $F_d$  – частота надходження даних. Обчислювальну здатність апаратних засобів визначають так [9]:

$$D_k = \frac{m_m n_m}{T_k},$$

де  $m_m$  – кількість каналів надходження даних у сходинках конвеєра;  $n_m$  – розрядність каналів надходження даних у сходинках конвеєра;  $T_k$  – такт опрацювання даних.

Для вибору інтелектуальних компонентів робототехнічних систем доцільно використовувати критерій ефективності використання обладнання  $E$ , який зв'язує продуктивність з витратами обладнання та дає оцінку апаратними засобам за продуктивністю [9]. Кількісно величину ефективності використання обладнання для інтелектуальних компонентів робототехнічних систем визначають так:

$$E = \frac{R}{T_p W},$$

де  $W$  – витрати обладнання на реалізацію інтелектуальних компонентів робототехнічних систем.

Крім перерахованих вимог, інтелектуальні компоненти робототехнічних систем повинні забезпечувати:

- мобільність і автономність, достатню для виконання поставлених задач;
- використання сучасних інтерфейсів передавання даних і команд;
- інтерактивний режим управління робототехнічною системою.

*Вибір елементної бази для реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем.*

Вибирати елементну базу для реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем доцільно, порівнюючи за їх параметром ефективності, який враховує продуктивність, габарити, потужність споживання та ціну. Цей параметр визначається так:

$$E_i = n_i t_i g_i k_i p_i s_i c_i \frac{\Pi_i}{\beta P_i \alpha S_i C_i},$$

де  $i=1, \dots, m$ ;  $m$  – кількість варіантів;  $n_i$  – пороговий коефіцієнт, який враховує вимоги за продуктивністю;  $t_i$  – пороговий коефіцієнт, який враховує вимоги за температурою;  $g_i$  – пороговий коефіцієнт, який враховує спеціальні вимоги;  $p_i$  – пороговий коефіцієнт, який враховує вимоги за потужністю споживання;  $s_i$  – пороговий коефіцієнт, який враховує вимоги габаритів;  $c_i$  – пороговий коефіцієнт, який враховує вартість системи;  $\Pi_i$  – продуктивність  $i$ -го варіанта системи;  $P_i$  – потужність споживання  $i$ -го варіанта системи;  $S_i$  – габарити  $i$ -го варіанта системи,  $C_i$  – вартість  $i$ -го варіанта системи;  $\beta$  – коефіцієнт врахування потужності споживання;  $\alpha$  – коефіцієнт врахування габаритів.

Аналіз показав, що найчастіше для побудови інтелектуальних компонентів робототехнічних систем використовують таку елементну базу:

- нейросигнальні процесори (нейрочипи);
- систолічні процесори;
- процесори загального призначення;
- процесори цифрової обробки сигналів (ПЦОС);
- програмовані логічні інтегральні схеми (ПЛІС);
- замовні НВІС (ASIC);
- напівзамовні НВІС – ПЛІС (FPGA).

Ядро нейросигнальних процесорів являє собою типовий ПЦОС, а реалізована на кристалі додаткова логіка забезпечує виконання нейромережових операцій. Нейрочипи спеціально розроблено для застосування в нейромережах і більшість з них орієнтовані на конкретні спеціалізовані системи.

Систолічні процесори – це матричні процесори, які працюють за конвеєрним принципом, виконуючи ритмічні обчислення і ритмічне передавання даних в системі і об'єднують деяку кількість процесорних елементів, а вся інша логіка реалізована на базі периферійних схем. При цьому можна досягнути паралельності обробки даних високого ступеня. Недоліком цих систем є вузька спеціалізація обробних елементів, що призводить до того, що систолічна матриця повинна бути оточена великою кількістю периферійних схем, що реалізують додаткову логіку, наприклад, модуль пам'яті ваг.

Процесори загального призначення використовуються для реалізації програмних компонентів робототехнічних систем. Для цього розроблено бібліотеки для мов високого рівня, що реалізують різноманітні функції, які використовуються в інтелектуальних компонентах робототехнічних систем; розроблено розширення об'єктно-орієнтованих мов, які дають змогу оперувати з нейромережами на рівні об'єктів та візуальні засоби розробки нейроорієнтованих систем.

ПЦОС найчастіше застосовують для реалізації процесорних ядер інтелектуальних компонентів робототехнічних систем. Особливістю ПЦОС є високий ступінь спеціалізації та мала тривалість командного циклу, конвеєризація на рівні окремих мікроінструкцій та інструкцій, розміщення операндів більшості команд у регістрах, використання тінювих регістрів для збереження стану обчислень, поділ шин на шини команд і даних (гарвардська архітектура). Для ПЦОС характерною є наявність апаратного помножувача, що дає змогу виконувати множення чисел за один командний такт. Іншою особливістю ПЦОС є введення до системи команд таких операцій, як множення з накопиченням та різноманітних бітових операцій. У ПЦОС підтримується множинний доступ до пам'яті за один командний цикл.

Під час реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем на основі замовних НВІС забезпечується максимальна продуктивність (завдяки адаптації структури НВІС під конкретні алгоритми роботи) та найменша вартість кристала у разі серійного виробництва. Істотними недоліками такої реалізації є великі фінансові затрати на проектування та тривалий термін запуску кристала у виробництво. Через це для малосерійних партій це рішення є нерентабельним.

Реалізація інтелектуальних компонентів робототехнічних систем на основі ПЛІС має значну кількість переваг. На сучасному етапі на одному кристалі ПЛІС можна побудувати велику кількість помножувачів, які працюватимуть паралельно на доволі високій частоті. Окрім цього, сучасні ПЛІС характеризуються значною кількістю зовнішніх виводів та розвинутою структурою швидкісних між'єднань.

Сучасні НВІС-технології забезпечують можливість реалізації на одному кристалі ПЛІС як обчислювальних компонентів, що реалізують алгоритми роботи інтелектуальних компонентів робототехнічних систем, так і інтерфейсних компонентів, які забезпечують каскадування кристалів між собою та їхній зв'язок із навколишнім середовищем.

Використання технології ПЛІС для реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем забезпечує можливість реконфігурації структури кристала, яку використовують для адаптації до алгоритмів розв'язання конкретних задач. Можливість реконфігурації розширює спектр задач, які можна розв'язати на одних і тих самих апаратних засобах.

Реалізація інтелектуального компонента для збільшення точності давачів відстані здійснюється з використанням сингулярного спектрального аналізу. Сингулярний спектральний аналіз ґрунтується на дослідженні часового ряду методом головних компонент і не вимагає попередньої стабілізації ряду. Це дає змогу досліджувати структуру часового ряду, виділяти окремі його складові та прогнозувати як сам ряд, так і тенденції розвитку його складових. При сингулярному спектральному аналізі здійснюється розклад вихідної функції, що породжує часовий ряд, в аналог ряду Фур'є за базисом, що породжується самою функцією. У випадку виродженості системи багатовимірних векторів можна стверджувати про існування внутрішніх лінійних зв'язків між значеннями процесу. Однією з найбільших переваг цього методу є відсутність вимоги апріорного знання моделі ряду, що майже не впливає на якість отриманих результатів.

Розробляємо неймережу для підвищення точності вимірювання давачів відстані на основі базової структури НС на базі ГП [7], яка наведена на рис. 1.

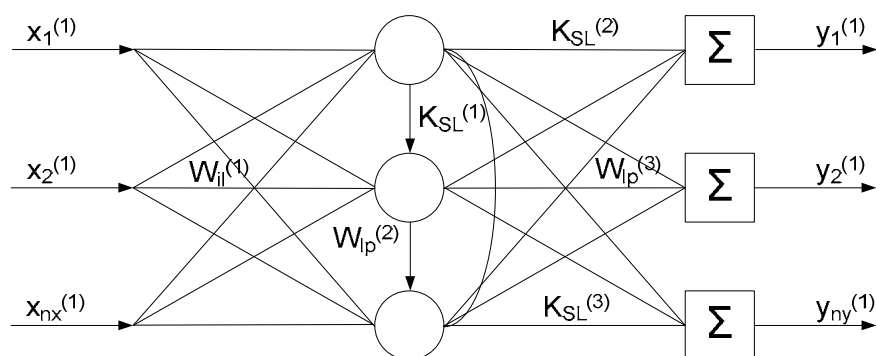


Рис. 1. Базова структура НС на базі ГП з проєктивними та впорядкованими латеральними зв'язками

Процедура адаптації НС на базі ГП для збільшення точності давачів відстані здійснюється за чотири етапи.

На *першому етапі* експериментально визначається розмір вікна  $L$ , тобто кількість головних компонентів, на які розкладатиметься сигнал. Розмір вікна вибирають так, щоб досягти найкращих результатів щодо точності.

На *другому етапі* здійснюється програмна реалізація НС на базі ГП з параметрами, визначеними на першому етапі.

На *третьому етапі* шляхом подання на вхід розробленої програмної нейромережі даних з давача, здійснюється розклад вхідного сигналу на  $L$  головних компонентів. Значення, отримане з давача, є сумою значень всіх  $L$  головних компонентів та певної константи. Цю константу обчислюють під час навчання нейромережі, а значення всіх головних компонентів є відхиленням в більший або менший бік від цієї константи.

*Четвертий етап* полягає в отриманні вимірних даних з підвищеною точністю. Підвищують точність вимірних даних, відкидаючи з початкового сигналу ті головні компоненти, які є шумом і не несуть корисної інформації. Для цього потрібно від значення початкового сигналу віднімати значення головних компонент, починаючи з останнього, і дивитися, за якого значення похибка вимірних даних відносно дійсного значення є мінімальною.

За допомогою використання нейромережевого сингулярного спектрального аналізу нам вдалося зменшити похибку вимірювання відстаней, отриманих з ультразвукового давача, з 1,96 % до 0,79 %.

## Висновки

1. Використання нейронних мереж для реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем забезпечує адаптацію даних компонентів до змінних умов зовнішнього середовища шляхом самонавчання.

2. Аналіз існуючих типів нейромереж показав, що розробляти інтелектуальні компоненти робототехнічних систем доцільно на основі нейроподібних структур на базі геометричних перетворень, оскільки вони забезпечують реалізацію швидких, неітеративних обчислень без накопичення похибок і не мають обмежень на вимірність.

3. Базовими операціями для реалізації інтелектуальних компонентів робототехнічних систем на основі нейроподібних структур на базі геометричних перетворень є: визначення максимального числа з групи чисел, обчислення кореня квадратного з суми квадратів різниць, ділення, групове підсумовування, множення, обчислення скалярного добутку та обчислення передатної функції.

4. Реалізація інтелектуальних компонентів робототехнічних систем на базі ПЛІС забезпечує високу швидкодію та можливість зміни алгоритму функціонування.

1. Круглов В.В., Борисов В.В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика.* – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с. 2. Ясницкий Л.Н. *Введение в искусственный интеллект.* – М.: ИЦ «Академия», 2005. – 176 с. 3. Шальто А.А. *Методы аппаратной и программной реализации алгоритмов.* – СПб.: Наука, 2005. – 780 с. 4. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ.* – М.: "Вильямс", 2006. 5. Осовский С. *Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польск.* – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с. 6. Рутковская Д., Пилиньский Л., Рутковский Л. *Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск.* – М.: Горячая линия-Телеком, 2007. – 452 с. 7. Ткаченко Р.О. *Моделирование методами нейронных сетей: навч.-метод. посібник / Р.О. Ткаченко, П.Р. Ткаченко, Н.О. Мельник; ЛІБС УБС НБУ.* – Львів, 2010. – 114 с. 8. Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., Цимбал Ю.В. *Неітеративне навчання нейронних мереж прямого поширення // Вісник Держ. ун-ту "Львівська політехніка": Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології.* – 1999. – № 380. – С. 109–115. 9. Цмоць І.Г. *Інформаційні технології та спеціалізовані засоби обробки сигналів і зображень у реальному часі.* – Львів: УАД, 2005. – 227с.