

**І.Ю. Черепанська, к.т.н., доц.
В.А. Кирилович, к.т.н., доц.**
Житомирський державний технологічний університет

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ РОБОТИ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ЗАДАЧ КЛАСИФІКАЦІЇ ПРИСТРОЇВ ОРІЄНТУВАННЯ МЕХАНОСКЛАДАЛЬНИХ ГВС

Наведено результати виконання робіт щодо фасетної класифікації пристроїв орієнтування (ПО) на підставі конструкторсько-технологічного аналізу існуючих ПО, виділення та формалізації класифікаційних ознак; наведено узагальнені структури розроблених штучних нейронних мереж (ШНМ); описано архітектури досліджуваних ШНМ та параметри їх роботи; наведено відповідні графічні залежності при автоматизованій класифікації ПО з використанням ШНМ.

Постановка проблеми. Задачі класифікації пристроїв орієнтування (ПО), що забезпечують автоматичне орієнтування об'єктів виробництва (ОВ) – деталей, складальних одиниць, комплектуючих виробів тощо, є одним з найважливіших напрямків проектування системи орієнтування об'єктів виробництва (СООВ) [3, 4]. Остання передбачає створення логічного формалізованого взаємозв'язку між ОВ та ПО шляхом співставлення необхідних за технологією орієнтуючих рухів ОВ при автоматичному орієнтуванні та функціональних можливостей ПО. Проектування СООВ є одним з перспективних напрямків моделювання гнучких виробничих систем (ГВС).

Аналіз останніх джерел і публікацій вказує на необхідність здійснення автоматизованої класифікації ПО на основі штучних нейронних мереж (ШНМ) [1, 2, 4, 6]. Як відомо, ШНМ дозволяють автоматизувати рішення широкого класу задач класифікації, зокрема ПО з використанням множини їх характеристик і ознак, складним чином пов'язаних між собою, і віднесення об'єкта класифікації до відповідного класу в режимі реального часу [1, 2, 4, 6]. Крім того, висока оперативність та імовірність обробки інформації, а також проста здатність до навчання та перенавчання дозволяють при зміні зовнішніх факторів вчасно здійснювати перехід на нові види розв'язуваних задач при проектуванні та експлуатації ГВС.

Метою статті є дослідження роботи ШНМ для автоматизованої класифікації ПО з метою їх структурного коригування (тобто зміни кількості нейронів прихованого шару) у випадку отримання незадовільних

результатів та підтвердження можливість використання ШНМ як інтелектуальних моделей прийняття рішень для задач автоматизованої класифікації складових ГВС.

Основний матеріал. Мета класифікації ПО механоскладальних ГВС – віднесення того чи іншого ПО до відповідної групи за відповідними класифікаційними ознаками. У відповідності до вимог забезпечення та особливостей ШНМ для класифікації ПО за фасетним методом множину ПО пропонується розглядати з різних аспектів автоматизації їх вибору як групи функціональних сукупностей за їх функціональним призначенням та як групи окремих механізмів [7]. Такий підхід дозволяє упорядкувати різноманіття відомих на даний час конструкцій автоматичних ПО, виявити у них чітко та нечітко виражені підфункції орієнтування, визначити відповідність функціональних можливостей ПО вимогам процесу орієнтування [5, 7].

На основі попередніх розробок даного напрямку [4, 5, 6, 7] множина ПО $\{g\}$ може бути поділена на фасетні множини $\{s_i(g_i)\}$ відповідно до класифікаційних ознак k_{i_s} , якими є відповідні конструктивні особливості та функціональні можливості ПО. Зокрема класифікаційні ознаки, за якими можна класифікувати ПО, умовно розбиті на дві групи з виділенням основної та додаткової фасетних груп. До *основної* фасетної групи віднесені ознаки, які несуть інформацію про конструктивні особливості та функціональні можливості ПО. Ці ознаки дають можливість визначити можливість функціональної взаємодії ПО та ОВ для забезпечення складу необхідних орієнтуючих рухів (COP), а також характер силової взаємодії ПО та ОВ (ТСВ) для збереження форми останніх при їх автоматичному орієнтуванні. Класифікаційні ознаки фасет основної фасетної групи можуть бути визначальними для автоматизованого вибору ПО. До *додаткової* фасетної групи можуть бути віднесені фасети, класифікаційні ознаки яких несуть уточнюючу інформацію про ПО. Ця інформація забезпечує взаємозв'язок з іншими задачами проектування ГВС, які передбачають спряження ПО із суміжним технологічним обладнанням. Такою інформацією, наприклад, може бути інформація про технологічну гнучкість ПО, тобто його пристосованості до зміни технологічного процесу (зміни типорозміру орієнтованого ОВ), дискретність орієнтування ОВ (поштучне орієнтування, орієнтування партіями або безперервне орієнтування) тощо.

Формалізація класифікаційних ознак ПО відповідно до вимог технології ШНМ [1, 2] у вигляді вектора $x^s = \{x_1^s, \dots, x_n^s\}$ певної розмірності, де n – кількість класифікаційних ознак фасети, s – кількість класифікаційних фасет множини ПО, дозволяє визначити розмірність вхідного, вихідного та збереженого шарів ШНМ для класифікації ПО.

На основі виділених класифікаційних ознак аналізовані ПО поділено на 28 груп ПО за СОР, що можуть бути забезпечені ПО та 28 груп ПО за ТСВ, що можуть виникати при взаємодії ПО з ОВ.

При цьому автоматизована класифікація ПО на основі ШНМ передбачає вирішення двох проблем:

1)автоматизованої систематизації та групування ПО за СОР, що можуть забезпечуватись ПО;

2)автоматизованої систематизації та групування ПО за ТСВ, що можуть виникати при автоматичному орієнтуванні ОВ.

Очевидно, що для їх вирішення необхідним є створення двох функціонально пов'язаних ШНМ. Тому для автоматизованого рішення поставленої задачі синтезовано ШНМ для автоматизованої класифікації ПО з архітектурою back propagation [2], зокрема ШНМ автоматизованої систематизації та групування ПО за СОР (ШНМ^{ПО}_{СОР}) (рис. 1) та ШНМ автоматизованої систематизації та групування ПО за ТСВ (ШНМ^{ПО}_{ТСВ}) (рис. 2), що можуть бути представлені як окремі функціональні структури ШНМ автоматизованої класифікації ПО.

На вхід кожної ШНМ подаються класифікаційні ознаки ПО у вигляді векторів з відповідною кількістю компонент. Тому загальна кількість нейронів на вході та відповідно входів кожної ШНМ відповідає сумарній кількості компонент всіх вхідних векторів. Загальна кількість входів цих ШНМ відповідає сумарній кількості компонент вхідних векторів і дорівнює 66.

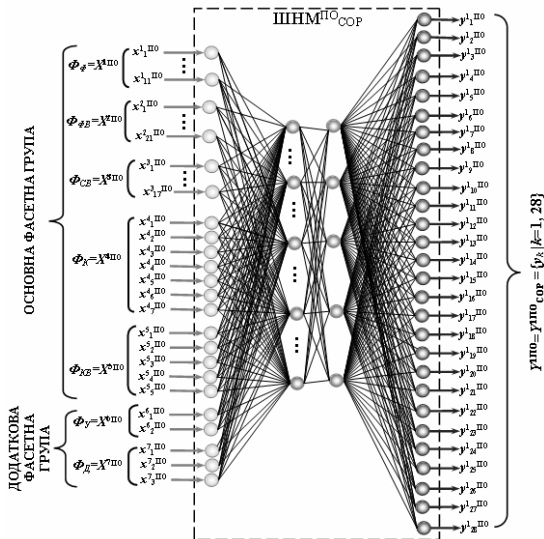


Рис. 1. Спрощена узагальнена структура ШНМ^{ПО}_{СОР}

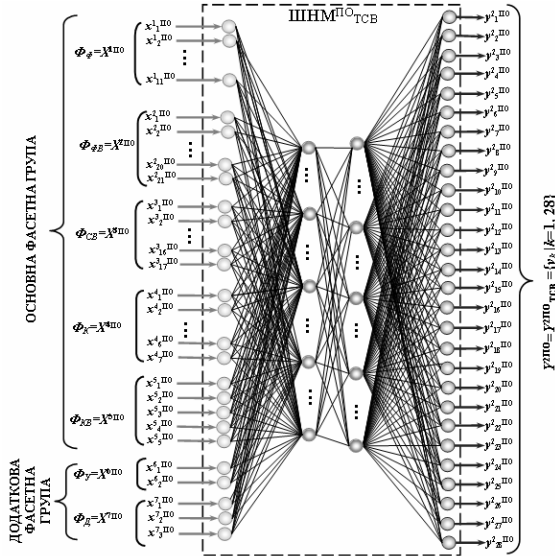


Рис. 2. Спрощена узагальнена структура ШНМ^{ПО}_{ТСВ}

На виході кожної ШНМ відповідно до кількості класифікаційних груп ПО формується вихідний вектор. Зокрема на виході ШНМ^{ПО}_{СОР} формується вихідний вектор Y^{1PO} , що містить 28 компонент. На виході ШНМ^{ПО}_{ТСВ} формується вихідний вектор Y^{2PO} , що містить 28 компонент. Кількість компонент вихідних векторів відповідає кількості виходів ШНМ кожної задачі.

Відповідно кількість нейронів вхідного шару ШНМ^{ПО}_{СОР} та ШНМ^{ПО}_{ТСВ} відповідає кількості входів і дорівнює 66. При цьому кількість нейронів прихованого шару приймається рівною кількості нейронів вхідного шару, тобто 66. Кількість нейронів вихідного шару для кожної ШНМ дорівнює кількості виходів і складає 28. Загальна кількість шарів кожної мережі – 3.

Експериментальне дослідження роботи ШНМ автоматизованої класифікації ПО проводиться з метою підтвердження можливості використання ШНМ для вищеописаних задач, а також структурного коригування (тобто зміни кількості нейронів прихованого шару) у випадку отримання незадовільних результатів. Очевидною є доцільність експериментального дослідження роботи ШНМ автоматизованої класифікації ПО окремо для ШНМ^{ПО}_{СОР} та ШНМ^{ПО}_{ТСВ}.

Експериментальне дослідження роботи ШНМ^{ПО}_{СОР} та ШНМ^{ПО}_{ТСВ} проводилось на попередньо згенерованій навчальній множині з 84 прикладів ПО з різними функціональними властивостями та конструктивними особливостями. Для сформованої множини прикладів визначені групи за СОР, що можуть бути забезпечені ПО, та групи за ТСВ, що можуть бути забезпечені ПО. Бажаним результатом для ШНМ^{ПО}_{СОР} є визначення належності ПО відповідній групі, що забезпечує СОР ОВ при автоматичному орієнтуванні, а для ШНМ^{ПО}_{ТСВ} є визначення належності ПО відповідній групі, що забезпечує ТСВ ПО на ОВ при автоматичному орієнтуванні останніх.

Навчання ШНМ здійснюється за методом зворотного поширення помилки, величина кроку 0,1, момент 0,9. Критерій оптимізації навчального алгоритму – середньоквадратична похибка $E = 0,05$; крутизна функції активації 1.

Результати експериментальних досліджень роботи ШНМ для вирішення задач автоматизованої класифікації ПО представлені у вигляді графіків зміни величини середньоквадратичної похибки залежно від розмірності прихованого шару (рис. 3, 4), що ілюструють відхилення бажаних значень виходів відповідних ШНМ від фактичних. Отримані результати можуть бути інтерпретовані таким чином:

1) для вирішення завдання автоматизованої систематизації та групування ПО за СОР досліджувалась робота 4 моделей ШНМ^{ПО}_{СОР} з різною розмірністю прихованого шару (табл. 1). Результати навчання цих моделей ШНМ^{ПО}_{СОР} відповідно до рис. 3, табл. 1 показали, що при кількості прихованих нейронів, рівній кількості нейронів на вході для моделі ШНМ № 1, час навчання становить 10 хв., а величина середньоквадратичної похибки значно перевищує задане значення $E = 0,05$ (рис. 3). При збільшенні розмірності прихованого шару до 68 нейронів відповідно до виразу із [1] для моделі ШНМ № 3 графік зміни величини середньоквадратичної похибки (рис. 3) змінився несуттєво. При збільшенні кількості прихованих шарів (моделі ШНМ № 2, ШНМ № 4) найкращі результати навчання у моделі ШНМ № 2 (табл. 1, рис. 3). Вказане свідчить про можливість застосування для автоматизованої класифікації ПО за СОР ШНМ^{ПО}_{СОР} моделі № 2 з параметрами: кількість входів – 66; кількість виходів – 28; кількість прихованих шарів – 2 з розмірністю 30 та 36 нейронів відповідно (табл. 1);

2) для вирішення завдання автоматизованої класифікації ПО за ТСВ досліджувалась робота 4 моделей ШНМ^{ПО}_{ТСВ} з різною розмірністю прихованого шару (табл. 2). Результати навчання цих моделей ШНМ^{ПО}_{ТСВ} відповідно до рис. 4, табл. 2 показали, що при кількості прихованих нейронів, рівній кількості нейронів на вході для моделі ШНМ № 1 час навчання становить 10 хв., а величина середньоквадратичної похибки

значно перевищує задане значення $E = 0,05$ (рис. 4). При збільшенні розмірності прихованого шару до 68 нейронів відповідно до виразу із [1] для моделі ШНМ № 4 графік зміни величини середньоквадратичної похибки (рис. 4) змінився несуттєво. При збільшенні кількості прихованих шарів (моделі ШНМ № 2, ШНМ № 3) найкращі результати навчання у моделі ШНМ № 3 (табл. 2, рис. 4). Вказане свідчить про можливість застосування для автоматизованої класифікації ПО за ТСВ ШНМ^{ПО}_{ТСВ} моделі № 3 з параметрами: кількість входів – 66; кількість виходів – 28; кількість прихованих шарів 2 з розмірністю 40 та 26 нейронів відповідно (табл. 2).

Таблиця 1

Параметри досліджуваних моделей ШНМ^{ПО}_{СОР} та час їх навчання

№ моделі ШНМ	Параметри досліджуваної моделі ШНМ	Кількість ітерацій	Час навчання	Розмір навчальної множини	Параметри ЕОМ, на якій поводилось експериментальне дослідження ШНМ
ШНМ № 1	Входів 66, виходів 28, прихованих нейронів 66	8128	10 хв.	84 приклади	Intel Core 2 Duo 1,83GHz / DDRII 2x512Mb / HDD WD 250Gb / Radeon x550 256Mb
ШНМ № 2	Входів 66, виходів 28, прихованих нейронів 66 (прихованих шарів 2 по 30 та 36 нейронів відповідно)	528	21 с		
ШНМ № 3	Входів 66, виходів 28, прихованих нейронів 68	7987	9:21 хв.		
ШНМ № 4	Входів 66, виходів 28, прихованих нейронів 66 (прихованих шарів 2 по 40 та 26 нейронів відповідно)	528	21 с		
Діапазон зміни величини прихованого шару за виразом із [1]		від 2 до 68 нейронів			

Таблиця 2

Параметри досліджуваних моделей ШНМ^{ПО}_{ТСВ} та час їх навчання

№ моделі ШНМ	Параметри досліджуваної моделі ШНМ	Кількість ітерацій	Час навчання	Розмір навчальної множини	Параметри ЕОМ, на якій поводилось експериментальне дослідження ШНМ
ШНМ № 1	Входів 66, виходів 28, прихованих нейронів 66	10012	10 хв.	84 приклади	Intel Core 2 Duo 1,83GHz / DDRII 2x512Mb / HDD WD 250Gb / Radeon x550 256Mb
ШНМ № 2	Входів 66, виходів 28, прихованих нейронів 66 (прихованих шарів 2 по 30 та 36 нейронів відповідно)	9601	6 хв.		
ШНМ № 3	Входів 66, виходів 28, прихованих нейронів 66 (прихованих шарів 2 по 40 та 26 нейронів відповідно)	8601	6 хв.		
ШНМ № 4	Входів 66, виходів 28, прихованих нейронів 68	806010	36 хв.		
Діапазон зміни величини прихованого шару за виразом із [1]		від 2 до 68 нейронів			

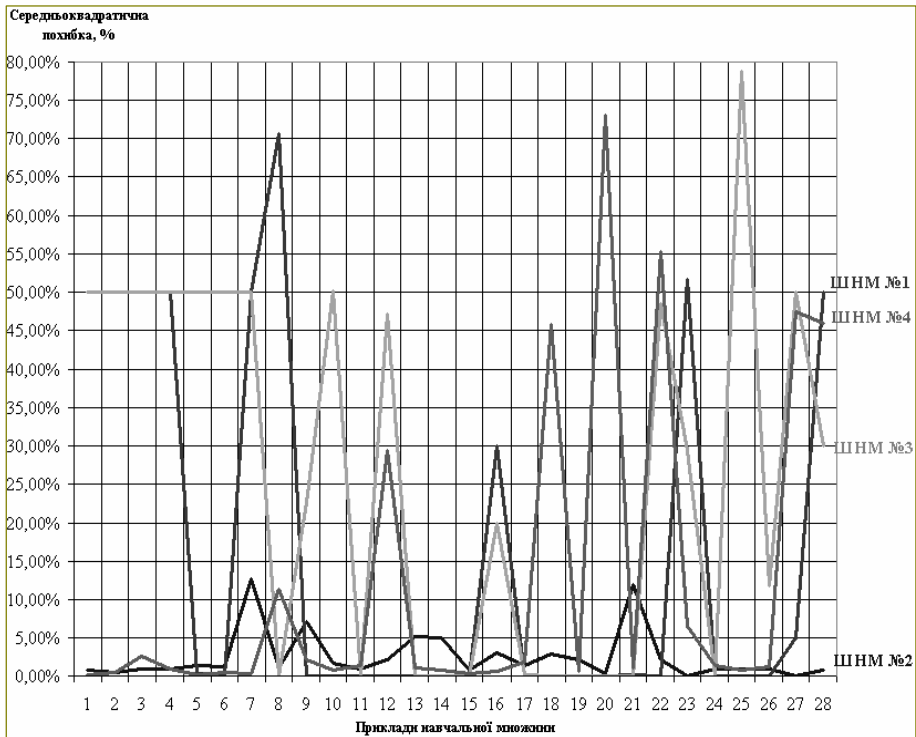


Рис. 2. Графік зміни величини середньоквадратичної похибки для ШНМ^{ПО}_{СОР} з різною кількістю нейронів прихованого шару для моделей ШНМ із табл. 1

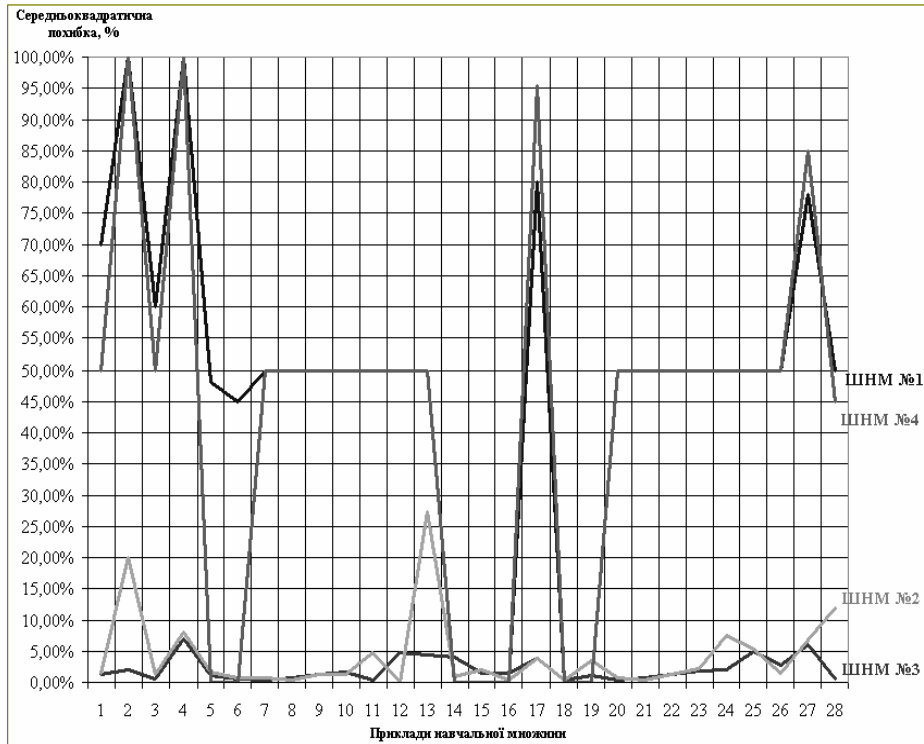


Рис. 3. Графік зміни величини середньоквадратичної похибки для ШНМ¹⁰_{ТСВ} з різною кількістю нейронів прихованого шару для моделей ШНМ із табл. 2

Визначені дані використовуються в розробленій авторами системі автоматизованого вибору ПО для ГВС.

Висновки. Таким чином, проведенні дослідження вказують на перспективність застосування ШНМ як загальнометодичної основи створення інформаційного забезпечення СООВ, зокрема для розв'язання задач автоматизованої класифікації її складових як таких, які повністю задовольняють попередню висунуті вимоги.

ЛІТЕРАТУРА:

1. *Дьяконов В. П.* Matlab 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики / В.П. Дьяконов, В.В. Крутлов. – М.: СОЛОН-ПРЕСС, 2006. – 456 с.
2. *Заенцев И.В.* Нейронные сети: основные модели. – Воронеж, 1999. – 76 с.
3. *Кирилович В.А., Черепанська І.Ю.* Система підтримки прийняття рішень як основа автоматизованого вибору пристроїв орієнтування ГІС // Вісник ЖДТУ. – № 3 (46). – 2008. – С. 136–141.
4. *Кирилович В.А., Черепанська І.Ю.* Методична основа системи підтримки прийняття рішень при автоматизованому виборі пристроїв орієнтування // Вісник ЖДТУ. – № 4 (47). – 2008. – С. 147–154.
5. *Кирилович В.А., Черепанська І.Ю.* Формалізований опис функції орієнтування об'єктів роботизованих механоскладальних виробництв // Вісник ЖДТУ. – № 1 (32). – 2005. – С. 145–154.
6. *Кирилович В.А., Черепанська І.Ю., Залевська М.М., Покляченко В.М.* Використання нейросіток для задач класифікації складових системи орієнтації об'єктів виробництва ГВС // Тези XXXI науково-практичної міжвузівської конференції, присвяченої Дню університету. – Житомир, ЖДТУ. – 2006. – С. 33.
7. *Черепанська І. Ю.* До питання формалізації систем об'єктів механоскладальних роботизованих виробництв // Збірник наукових праць Житомирського військового орденів Жовтневої Революції і Червоного Прапора інституту радіоелектроніки ім. С.П. Коольова. – 2004. – № 8. – С. 116–123.

ЧЕРЕПАНСЬКА Ірина Юріївна – кандидат технічних наук, доцент кафедри автоматизації і комп'ютеризованих технологій Житомирського державного технологічного університету.

Наукові інтереси:

- математичне моделювання;
 - автоматизовані виробництва.
- Тел. (дом.): 8-0412-26-36-88.
E-mail: cheri2008@yandex.ru

КИРИЛОВИЧ Валерій Анатолійович – кандидат технічних наук, доцент, професор кафедри автоматизації і комп'ютеризованих технологій Житомирського державного технологічного університету.

Наукові інтереси:

- автоматизація технологічної підготовки роботизованих механоскладальних виробництв;
- автоматизований синтез роботизованих механоскладальних технологій машино- та приладобудування.

Тел. (дом.): 8-0412-34-01-65.
E-mail: kiril_v@mail.ru

Подано 16.02.2009