

Інтелектуальні засоби синергетичного управління

Т.Л. Мазурок¹, Ю.К. Годорцев²

Анотація – A scheme for automatic control organization and technical system based on a synergistic approach. The realization main scheme using a neural network.

Ключові слова – organizational and technical control systems, synergetic approach, intellectual control.

1. ВСТУП

Сучасні складні системи різноманітної природи складаються з комплексу різних підсистем, що виконують певні функції та пов'язані між собою процесами динамічної взаємодії та обміном інформацією. Такі системи є багатомірними, нелінійними та багатозв'язними. Кібернетичний підхід до автоматизації управління такими системами, який передбачає жорстке централізоване управління, не дозволяє врахувати внутрішній саморозвиток системи. В управлінні сучасними організаційно-технічними системами (ОТС), до складу яких входять організаційні підсистеми різної конфігурації, необхідною умовою підвищення ефективності є врахування їх внутрішнього саморозвитку при виробленні управляючого впливу. Тому для управління ОТС найбільш доцільним є застосування синергетичного підходу в якості основи розвитку синергетичної теорії управління, яка є втіленням принципів самоорганізації до проблем управління [1].

Об'єктивні закони єдності самоорганізації та управління становить основу розвитку сучасної теорії управління. Різні аспекти становлення синергетичної теорії управління розглянуто в працях Лєтова О.М., Красовського О.А., Колеснікова А.А., Курдюмова С.П. та їх численних учнів. Втім, особливості розширення фазового простору станів і відповідної відкритості ОТС за рахунок переважно інформаційного впливу на систему, визначає актуальну та невирішену проблему вдосконалення моделей та методів реалізації синергетичного підходу до автоматизації управління ОТС. В межах цієї проблеми актуальним є розробка моделей та методів реалізації врахування процесу саморозвитку соціальної складової об'єкту управління.

II. МОДЕЛЬ СИНЕРГЕТИЧНОГО УПРАВЛІННЯ ОТС

ОТС є нелінійною, дисипативною, динамічною системою. Прикладні аспекти застосування синергетичного підходу для її управління визначаються особливостями предметної галузі, в якій функціонує така система. Узагальнення досвіду застосування синергетичної моделі управління індивідуалізованим навчанням [2] дозволяє визначити основні елементи моделі синергетичного управління ОТС M :

$$M = \langle \{I\}, \{C\}, \{U\} \rangle, \quad (1)$$

де $\{I\}$ - вектор параметрів, що визначають початковий стан об'єкту управління (ОУ);

$\{C\}$ - множина векторів параметрів, що визначають поточні стани ОУ в моменти часу i : $C = \{C_i\}$;

$\{U\}$ - множина векторів параметрів, що визначають управляючі впливи.

Конкретизація опису елементів моделі (1) визначається відповідною предметною галуззю, але для ОТС в цілому характерним є розбиття множини параметрів стану ОУ на дві групи: параметри, що характеризують технічну складову ОТС: $\{I_T\}$, $\{C_T\}$, та параметри, що характеризують організаційну, тобто соціальну складову ОТС: $\{I_O\}$, $\{C_O\}$. Отже, в загальному випадку:

$$\{I\} = \{I_T\} \cup \{I_O\}, \quad \{C\} = \{C_T\} \cup \{C_O\}. \quad (2)$$

Відповідно до цього розбиття параметрів стану ОУ алгоритм функціонування, на основі якого визначається управляючий вплив кожного циклу управління ОТС, як цілісною системою, можна визначити композицією наступного виду:

$$\varphi = \varphi_1 \circ \varphi_2, \quad (3)$$

де $\varphi = U(I, C)$ - алгоритм функціонування ОТС,

φ_1 - алгоритм функціонування технічної складової,

φ_2 - алгоритм функціонування організаційної складової ОУ.

Визначення φ_1 базується, як правило, на аналітичних закономірностях та залежностях відповідної технічної складової. Втім визначення φ_2 пов'язано із труднощами, що обумовлені слабкою формалізованістю, неповнотою та невизначеністю. Тому логічним є припущення щодо доцільності «наближення» саме φ_1 до φ_2 на основі структурно-параметричної адаптації системи автоматизованого управління ОТС.

Згідно до основних положень синергетичного підходу до управління, узгодженість між φ_1 та φ_2 із подальшим визначенням характеру залежності $\varphi(\varphi_1, \varphi_2)$ призводить до зменшення ступенів свободи, тобто звуження фазового простору станів ОТС. Внаслідок цього утворюються аттрактори, до яких притягуються траєкторії системи. За кожний цикл управління здійснюється автоматизоване переконфігурування елементів системи управління.

¹ Південноукраїнський національний педагогічний університет ім. К.Д. Ушинського, вул. Старопортофранківська, 26, Одеса, 65020, УКРАЇНА, E-mail: mazurok62@mail.ru

² Одеський національний політехнічний університет, пр.-кт Шевченка, 1, Одеса, 65044, УКРАЇНА, E-mail: utodorcev@rambler.ru

На рис.1 представлено модифікацію схеми управління [3], особливістю якої є доповнення та розширення кібернетичного підходу синергетичним на основі розділення ОУ, тобто поширення фазового простору, переконфігурування автоматизованої системи управління (АСУ) з метою налагодження $\varphi(\varphi_1, \varphi_2)$ з врахуванням саморозвитку φ_2 .

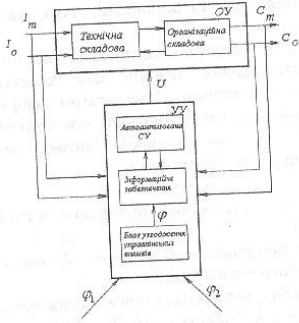


Рис.1. Схема синергетичного управління ОТС
 На основі визначення інтелектуальних перетворень, що є необхідними для реалізації схеми синергетичного управління, та аналізу доцільності застосування відповідних інтелектуальних засобів, обрано гібридний метод, що поєднує нейронні мережі з нечітким логічним виведенням та еволюційний метод оптимізації прийнятого рішення.

III. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ЗАСОБИ РЕАЛІЗАЦІЇ

Оснoву налагодження $\varphi(\varphi_1, \varphi_2)$ складає формалізований опис ідентифікації розбіжності $\Delta\varphi = |\varphi_2 - \varphi_1|$ за допомогою лінгвістичних змінних у вигляді функцій Гауса, що становлять основу нечіткого логічного виведення висновку щодо рекомендації стосовно засобу корекції фазового простору на основі φ_1 .

Основною метою нейромережевої реалізації є відтворення на виході навчальної нейронної мережі параметру управління. Апроксимацію нелінійних безперервних функцій можна виконати за допомогою двошарової нейромережі. Для того, щоб сконструювати алгоритм навчання нейромережі, яка забезпечить належну якість процесу на виході, на основі дослідження динамічних процесів управління нелінійним об'єктом і налагодження багатошарової мережі, доцільно використати стандартний алгоритм зворотного розповсюдження помилки, підбираючи функцію узагальненої похибки навчання σ . В загальному випадку синтез структури і алгоритмів навчання містить вибір архітектури мережі, функціоналу навчання і мети управління, складання розширеної системи диференціальних рівнянь, вибір узагальненої похибки σ навчання й синтез алгоритму управління.

На основі співвідношень (1), (2) можна визначити, що управління навчанням у вигляді оптимального співвідношення між параметрами векторів початкового та

поточних станів ОУ. Тому в якості елементів вхідного шару трьохшарової нейронної мережі розглянемо набір вхідних змінних.

При визначенні кількості нейронів проміжного шару було використано евристичне правило, на основі якого ця кількість становить половину сумарної кількості входів та виходів. Функцією активації обрано гіперболічну тангенціальну. В якості функції навчання обрано функцію, що реалізує метод зворотного розповсюдження (алгоритм Левенберга-Марквардта), яка забезпечує максимальну швидкість.

Комп'ютерні експерименти виконано з використанням пакету Neural Networks Toolbox математичної системи Matlab. В склад пакету входить спеціальна функція NEWFF для створення багатошарових нейронних мереж прямої передачі з заданими функціями навчання й налагодження, які використовують метод зворотного розповсюдження помилки.

За алгоритм навчання обрано алгоритм LM Левенберга-Марквардта, який реалізує стратегію для оцінок матриці Гессе. За припущенням, що функціонал визначається як сума квадратів похибок, що є характерним при навчанні нейронних мереж з прямою передачею.

Архітектура нейронної мережі: трьохшарова мережа з прямою передачею сигналу; перший шар – 5 нейронів, другий (схований) шар – 3 нейрони; вихідний шар – 1 нейрон. Функції активації першого та другого шарів – сигмоїдальна нелінійна функція гіперболічного тангенса tansig , третього шару – лінійна тотожна purelin . Тоді формування багатошарової нейронної мережі має вигляд:

```
net=newff([0 1; 0 1; 0 1; 20 80; 0 100], [5 3 1],
{'tansig', 'tansig', 'purelin'}, 'trainlm');
gensim(net);
```

Характеристика точності навчання усталена середньоквадратична похибка складає приблизно $7,7 \cdot 10^{-33}$.

IV. ВИСНОВОК

Таким чином, виконано формування й навчання нейронної мережі, на основі якої можна отримувати значення зміни $\Delta\varphi$, що доцільно виконати для формування композиційного визначення $\varphi(\varphi_1, \varphi_2)$. Це дозволяє врахувати при визначенні управлінського впливу процес саморозвитку організаційної складової ОУ та створює умови для покращання адаптивних властивостей управління.

СПИСОК ПОСИЛАНЬ

[1] Колесников А.А. Синергетические методы управления сложными системами: теория системного синтеза / А.А. Колесников. - М.: УРСС. - 2006. - 240 с.
 [2] Мазурок Т.Л. Синергетическая модель индивидуализированного управления обучением / Т.Л. Мазурок // Математические машины и системы. - 2010. - №3. - С. 124-134.