

1. Попов Э.В. Статические и динамические экспертные системы: Учебное пособие / Э.В. Попов, И.Б. Фоминых, Е.Б.Кисель, М.Д. Шапот. — М. :Финансы и статистика, 1996. — 320 с. 2. Шаховська Н.Б., Мельникова Н.І. Аналіз стану програмного забезпечення в медицині.// Вісник НУ"Львівська політехніка" № 673. 2010.

## **НЕЙРОНЕЧИТКЕ МОДЕЛЮВАННЯ В УМОВАХ РІЗНОРІДНОЇ ВИБІРКИ ДАНИХ**

**Машевська М.В.**

*Національний університет "Львівська політехніка"*

Штучні нейронні мережі і засоби нечіткої логіки є ефективним інструментом для моделювання, передбачення, оптимізації параметрів системи тощо. Однак, в багатьох випадках є дефіцит або повна відсутність необхідних даних.

Аналіз сучасних підходів до вирішення задачі моделювання [1] дозволив виявити важливі аспекти, що ускладнюють успішне розв'язання поставлених завдань на основі традиційних підходів математичного, інформаційного або нейронечіткого моделювання. Зокрема, математичні моделі зазвичай зачіпають лише окремі сторони об'єкта моделювання, не надаючи можливості його комплексного дослідження. Експертні висновки, які можливо застосувати для нейронечіткого моделювання, можуть бути в деякій мірі суперечливі, неточні, а результати їх використання – незручні для кінцевих користувачів. В деяких випадках є доступними дані, що показують зв'язки між окремими характеристиками досліджуваного об'єкта, однак не представляють вичерпної картини взаємозалежностей. Таким чином, доцільно застосувати комплексний підхід до побудови засобів синтезу математичних моделей, що базується на використанні різномірної вибірки даних, отриманої одночасно за допомогою імітаційного моделювання, експериментальних даних та висновків кваліфікованих експертів [2, 3].

Розроблення компактної інформаційної моделі на основі різномірної вибірки даних виконується в два етапи (рис.1): передбачення значень параметрів за допомогою нейронечіткого Т-контролера та побудова відповідної емпіричної залежності з використанням нейромережевого генератора формул [2].

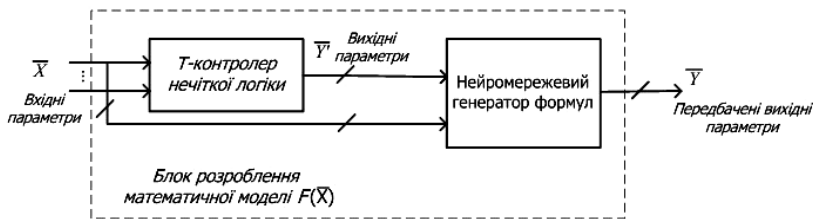


Рис.1 Структурна схема побудови моделі

Недоліками сучасних нейропарадигм, що гальмують їх застосування для вирішення ряду задач є: повільність навчання нейронних мереж, що зумовлюють реальні обмеження на вимірність розв'язуваних завдань; недостатні узагальнюючі властивості; відсутність єдиних методологій налагодження нейронних мереж; складність забезпечення повторюваності результатів, які залежать від початкового випадкового вибору параметрів та ін. [1].

Оскільки в багатьох реальних задачах структура даних є доволі складною та містить у собі глобальні та локальні залежності між досліджуваними змінними, в таких випадках доцільно застосовувати нейроподібні структури моделі геометричних перетворень (МГП) [2]. Такий підхід є більш універсальним і забезпечує вищу точність та швидкодію, порівняно з традиційними нейромережевими засобами.

**Збір та підготовка даних для побудови моделі.** Для формування вибірки вхідних даних для розроблення моделі враховуються дані прямих вимірювань, результати імітаційного моделювання та якісні оцінки характеристик, отримані на основі висновків експертів. Форма подачі досвіду експертів використовується за основу для побудови правил логічного виведення на етапі розроблення моделі нечіткої логіки, оскільки, не може бути безпосередньо використана на етапі моделювання.

Враховуючи той факт, що при підготовці даних мали місце деякі помилки спостереження, зумовлені точністю приладів вимірювання та людським фактором, а також похибки заокруглення при обчисленні параметрів системи на основі математичних формул, можна припустити, що має місце погана зумовленість системи [1]. Задача є погано зумовленою (некоректно або надчутливою) у випадку, коли дуже маленькі зміни коефіцієнтів задачі здатні призвести до великих змін її розв'язку.

Застосування нейромереж МГП [2,3], які орієнтовані на розв'язання завдань з поганою зумовленістю (близьких до вироджених), якраз і дозволяє розв'язати такі завдання.

**Розроблення нечіткої моделі.** Для експериментальних досліджень доцільно використати ліцензійний програмний продукт *TController Workshop* [2, 3]. Особливістю алгоритму функціонування Т-контролера є нейромережевий метод дефазифікації, який здійснюється за допомогою каскаду двох нейромереж моделі геометричних перетворень [4] (рис.2). Перевагою такого методу дефазифікації є нульова методична похибка перетворення для відомих точних значень на вході. Тобто похибка результату залежить лише від точності обчислення відповідних функцій належності ( $F_i^Y, i = 1, \dots, n$ ).



Рис.2 Каскад нейромереж для методу дефазицікації

Використання нейромережних підходів до реалізації та налагодження моделей МГП, а також застосування відповідних програмних комплексів на основі МГП є достатньо продуктивним і дає змогу розв'язувати багато задач [4], зокрема: виділення головних компонент, прогнозування часових послідовностей, ущільнення даних тощо.

Описати залежність вихідних значень від вхідних даних в отриманих за допомогою нечіткого контролера числових залежностях доцільно на основі розроблення компактної інформаційної моделі, що передбачає вибір адекватної емпіричної функції.

**Розроблення математичних залежностей погано зумовлених систем.** Для отримання коефіцієнтів інформаційної моделі використовуються: суб'єктивний графічний метод по обраних точках, метод середніх величин (обидва методи придатні для функцій однієї змінної), метод найменших квадратів та ін.

Знаходження коефіцієнтів на підставі експериментальних даних не здійснюється через дуже погану зумовленість системи нормальних рівнянь, що має місце внаслідок значної корельованості вхідних параметрів.

Для розроблення моделі доцільно використати нейромережевий генератор формул *Sapientware.Equo 2.1* [2,3], що забезпечує двоступеневий метод знаходження коефіцієнтів.

Функціонування генератора формул базується на реалізації методу сингулярної декомпозиції на нейроподібних структурах МГП, які забезпечують автоматичне відкидання всіх головних компонент з малим сингулярним числом (дисперсією). Таким чином, зменшується

число зумовленості, що дозволяє отримати розв'язок близький до оптимального. Ще одною перевагою розроблення моделі оцінювання рівня біокомфорту за допомогою програми *Sapientware.Equo 2.1* є можливість генерування дробово-раціональних формул Паде [2, 3].

**Висновки.** Описаний підхід дозволяє розв'язати проблему розроблення математичних моделей оцінювання параметрів системи за умов наявності різнорідних даних, отриманих з різних джерел, в тому числі на основі висновків кваліфікованих експертів, що забезпечує можливість розширення кількості вхідної інформації для моделі

1. Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход / С. Рассел, П. Норвиг; [пер. с англ.]. – [2-е изд.]. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1408 с. 2. Ткаченко Р.О. Нейронечітка система для автоматизованого синтезу математичних моделей оцінювання показника рівня біокомфорту / Р.О. Ткаченко, М.В. Машевська. // Науковий журнал "Радіоелектроніка, інформатика, управління". – Запоріжжя: ЗНТУ, 2012. – № 1. – С.103-106. 3. Машевська М.В. Нейронечітке моделювання в задачах оцінювання якості житла на основі показника рівня біокомфорту / М.В. Машевська // Науковий вісник Національного лісотехнічного університету України: збірник науково-технічних праць. – Львів: ПВВ НЛТУ України, 2012. – Вип. 22.2. – С. 342 – 348. 4. Rule-based fuzzy system of improved accuracy / [О. Tkachenko, R. Tkachenko, Yu. Hirniak and other] // Materials of 56th International scientific colloquium (Ilmenau University of Technology, 16 September 2011). [Режим доступу до матеріалів: <http://dc434.4shared.com/doc/F5FN-JGW/preview.html>]

## МОДЕЛЮВАННЯ ПРИНЦИПІВ ПРИДУШЕННЯ ЦИКЛІВ БОЙДА У ВІЙСЬКОВІЙ СФЕРІ

**Оборська О.В.**

*Національний університет "Львівська політехніка"*

Одним з наріжних каменів сучасної науки про управління конфліктом і, перш за все, військовим конфліктом, є концепція циклу OODA, також відомого як цикл Бойда. У російському перекладі абревіатура OODA постає як НОРД: цикл "Спостереження - Орієнтація - Рішення - Дія" [ 1 ]. У абревіатурі назви циклу укладено функціональний опис ядра цієї концепції. Змістовно цикл Бойда може бути визначений як тривалість сукупності процедур планування та