

2023 2nd International Conference on Innovative Solutions in Software Engineering

Теорія та практика реалізації базових функцій інтелектуальної АСУ в нейромережевому базисі

Альошин Сергій, Гайтан Олена

Національний університет
«Полтавська політехніка імені
Юрія Кондратюка»

Івано-Франківськ, 29-30 листопада

Вступ

У сучасних умовах набирає розвитку технологічний уклад, що ґрунтується на впровадженні у виробництво та управління нових інформаційних технологій, інтелектуальних автоматизованих систем управління. При цьому є необхідність постійного пошуку компромісу у дилемі: «ефективність – вартість».

Напрямок дослідження – синтез моделей базових функцій управління на основі відомих оптимальних вирішальних правил (функції правдоподібності, апостеріорної ймовірності, середнього ризику тощо) на базі стандартних пакетів технічного аналізу даних (нейроемуляторів).

Мета дослідження – запропонувати методикау та інструментарій моделювання базових процесів об'єктів різної природи у середовищі стандартних емуляторів нейронних мереж із забезпеченням вихідних умов якості та вартості.

Постановка задачі

Під час створення інтелектуальної АСУ послідовно ставляться і вирішуються такі задачі:

1.1.Формалізація предметної галузі

1.2. Формування репрезентативної навчальної вибірки

1.3. Навчання класифікатора

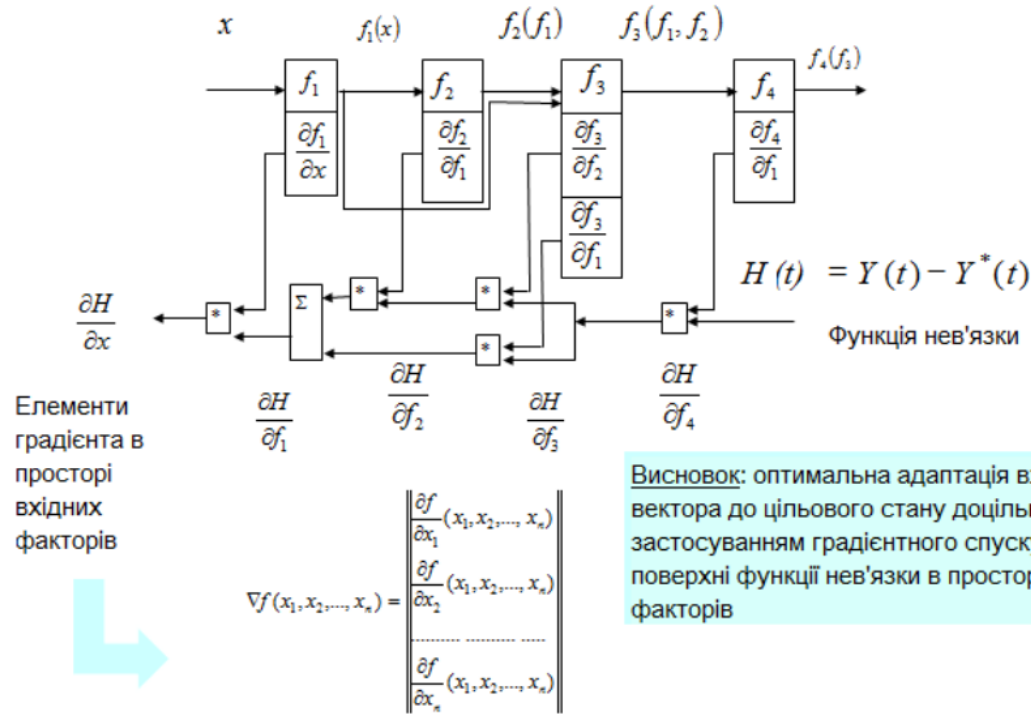
1.4. Оцінка та вибір розмірності простору ознак

1.5. Синтез моделі та демонстрація її адекватності

1.6. Технологія знаходження керуючих факторів

Схема реалізації аналітичних функцій ІАСУ

Узагальнена схема реалізації аналітичних функцій ІАСУ:



Висновок: оптимальна адаптація вхідного вектора до цільового стану доцільна з застосуванням градієнтного спуску по поверхні функції нев'язки в просторі вхідних факторів

Математичне представлення задачі

Інструментально завдання вирішується у базисі існуючих градієнтних методів навчання штучної нейронної мережі алгоритмом зворотного поширення помилки.

Для моделювання класифікатора доцільно використати можливості пакету технічного аналізу даних StatSoft з нейромережевим модулем STATISTICA Neural Networks. Тоді синтез моделей базових процесів реалізується у просторі процедур, що прискорюють адаптацію моделей у межах обраних обмежень.

На вхід мережі надходить множина пар навчальних векторів $\{x, d\}$, де $\{x\}$ – вхідний вектор, а $\{d\}$ – істинний вихідний вектор ознак об'єкта, що досліджується, $\{y\}$ – множина реакцій нейронної мережі на вхід $\{x\}$. Різниця між $\{y\}$ та $\{d\}$ ($E = ||y - d||$) – помилка навчання. При середній квадратичній формі міри помилки отримаємо:

$$E = \frac{1}{SM} \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^M (y_j^i - d_j^i)^2,$$

де S – число навчальних пар, M – розмірність вихідного вектора.

Завдання навчання нейронної мережі зводиться до пошуку таких значень вагових коефіцієнтів $w_{i,j}^{(k)}$, щоб помилка навчання E стала меншою за деяке допустиме значення ε : ($E < \varepsilon$).

Математичне представлення задачі

Реалізувати навчання ансамблю моделей дозволяють швидкодіючі спрощені алгоритми навчання, для яких висока швидкість збіжності, як ключовий критерій якості, забезпечується при низьких вимогах похибки обчислення градієнта. Наприклад, алгоритм RPROP (resilient back propagation) вирішує завдання, розраховуючи лише знаки градієнтів і не залежить від точності розрахунку величин похідних, а аналізує лише співвідношення знаків прирощень за правилом:

$$\Delta_l^{(i)} = \left\{ \begin{array}{l} \eta^+ \Delta_l^{(i-1)}, \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_l} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_l} > 0 \\ \eta^- \Delta_l^{(i-1)}, \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_l} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_l} < 0 \\ \Delta_l^{(i-1)}, \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_l} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_l} = 0 \end{array} \right.$$

де $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$ і визначається емпіричним шляхом. Величина збільшення коригується фіксованим значенням η^+ у тому випадку, коли алгоритм сходиться до мінімуму і похідна не змінює знак. Це прискорює процес на плоских ділянках і уповільнює пошук у разі пропуску локального мінімуму.

Математичне представлення задачі

Потім визначаються величини змін ваг відповідно до напрямку зменшення градієнта:

$$\Delta w_l^{(i)} = \left\{ \begin{array}{l} \Delta_l^{(i)} \cdot \operatorname{sgn} \left[\frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_l} \right], \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_l} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_l} \geq 0 \\ -\Delta_l^{(i)}, \text{ if } \frac{\partial E(w)^{(i-1)}}{\partial w_l} \cdot \frac{\partial E(w)^{(i)}}{\partial w_l} < 0 \end{array} \right\},$$

де $\operatorname{sgn} [^*]$ – знак функції. Зміна знаку похідної помилки під час наступного кроку свідчить про проходження мінімуму функції. Цей результат вимагає повернення до попереднього значення ваги $w_l^{(i-1)}$. Алгоритм ґрунтується на визначенні лише знаку добутку похідних функцій на поточному та попередньому кроці. Модифікація синаптичного простору таким способом вимагає значно меншого числа операцій, в порівнянні класичним методом зворотного поширення помилки.

Математичне представлення задачі

Аналітичний зв'язок керуючих факторів з цільовою функцією слід встановити, спираючись на теорему Колмогорова-Арнольда про представлення функції кількох аргументів через суму композицій функцій однієї змінної та її адаптації до нейромережевого формату Хехт-Нільсена:

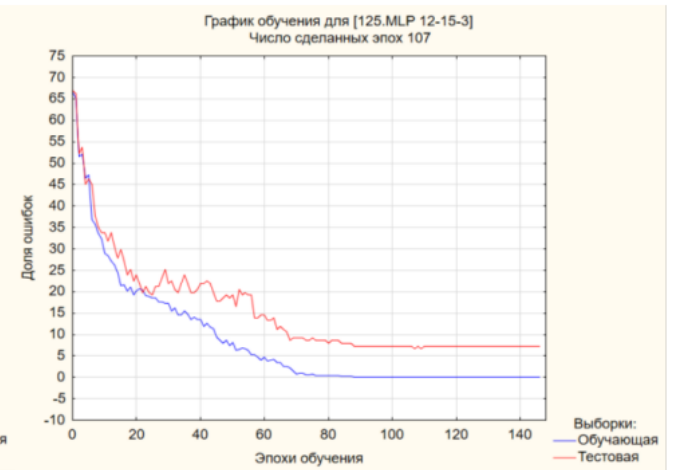
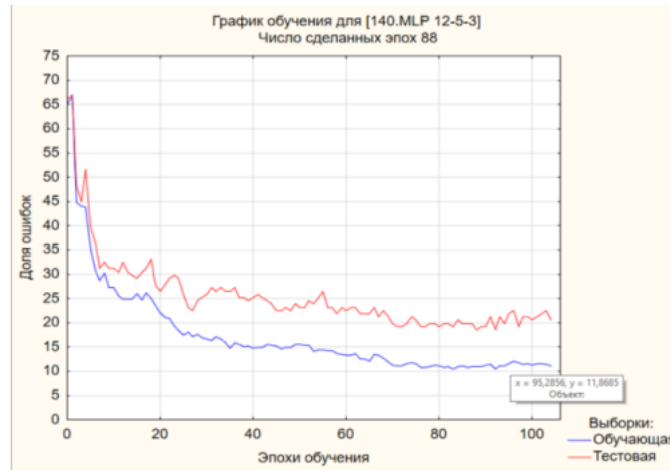
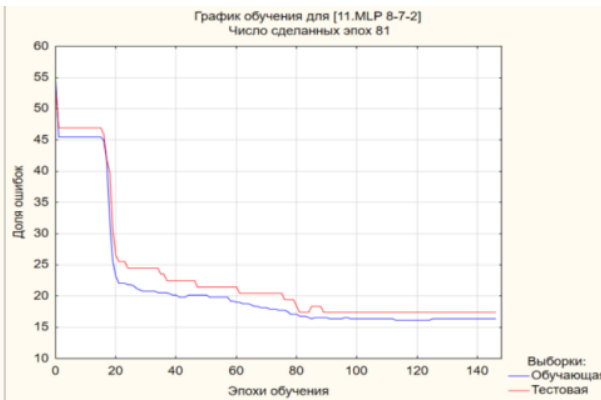
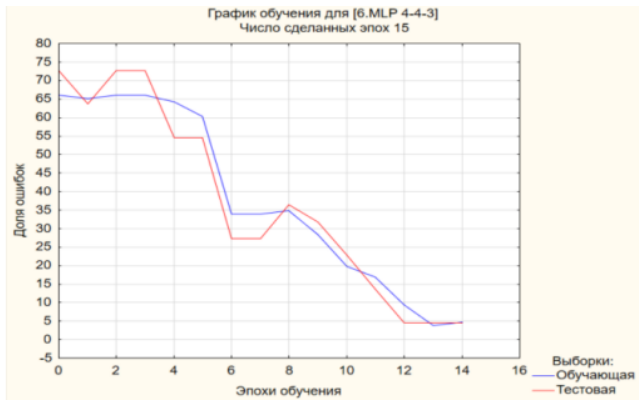
$$y(x) = \alpha \sum_{i=1}^H v_i (w_{i1}x_1 + w_{i2}x_2 + \dots + w_{in}x_n + u_i),$$

де H – потужність навчальної вибірки, α , v – параметри нейромережі, n – кількість нейронів, w_{i1} , w_{i2} , ..., w_{in} – вагові коефіцієнти нейронів.

Завдання адаптації вхідних факторів до цільової функції вирішується підстроюванням вхідного вектору факторів через градієнт функції помилки за вхідними сигналами мережі. Задавалися індикатори, відповідні необхідному класу стану об'єкта, та подавалися на вхід навченої мережі. Маючи задану відповідь та відповідь, видану мережею, обчислювався градієнт функції помилки за вхідними сигналами мережі за технологією методу навантажених двоїстих мереж. Відповідно до значення елементів градієнта змінювалися значення вхідних сигналів мережі в напрямку зниження помилки, що дозволяє ітераційно отримати вектор вхідних сигналів, що породжують необхідну відповідь.

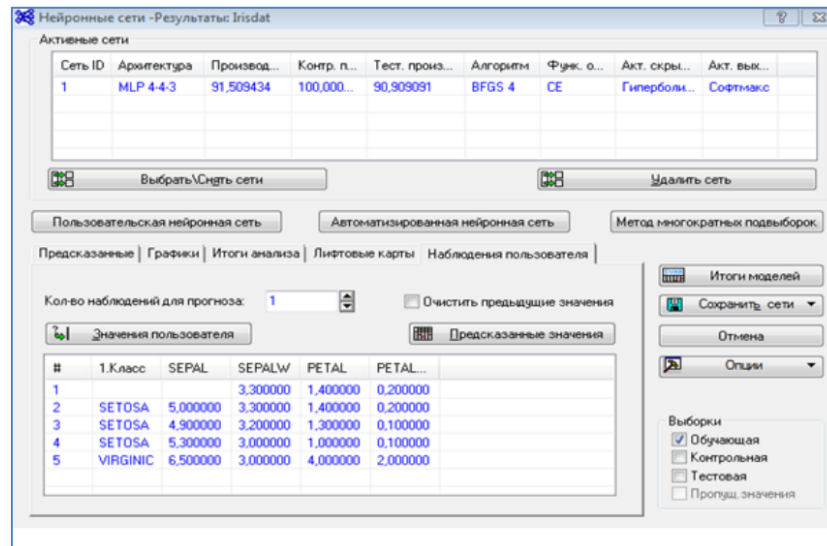
Демонстрація якості навчання варіантів моделей

Візуалізація динаміки збіжності процесу навчання моделей:



Архітектура найбільш продуктивної синтезованої моделі

Для різних умов моделювання на тестових вибірках прикладів отримано ансамбль продуктивних нейромереж, які якісно підтверджують працездатність запропонованої технології синтезу класифікатора в режимі реального часу:



Адекватність моделювання встановлюється за продуктивністю та помилками на навчальних та тестових множинах, що дозволяє стверджувати про спроможність моделювання базових функцій ІАСУ щодо наборів прецедентів зв'язку факторів та станів досліджуваних об'єктів для широкого спектру предметних областей.

Таким чином, реалізовані базові функції АІСУ в середовищі стандартних нейромуляторів Statistika Neural Network, із заданою продуктивністю і точністю.

Висновки

- Нейромережева підтримка реалізації базових функцій ІАСУ успішно вирішується із застосуванням класичних пакетів технічного аналізу даних. Синтезовані моделі базових функцій ІАСУ показали прийнятну працездатність. При цьому основні зусилля слід спрямувати на формування бази достатньої інформативної вибірки прецедентів, а синтез моделей здійснювати серед стандартних нейроемулаторів, що істотно скорочує витрати і час при збереженні прийнятної ефективності.
- Подальші дослідження використання нейромережевого підходу в ІАСУ доцільно націлити на часткову або повну автоматизацію базових процесів, на максимально точні оцінки станів об'єктів аналізу, прогнози динаміки їх змін та знаходження вхідних умов та значень керуючих факторів, що дозволяють змінювати параметри об'єктів у заданих межах. Повна автоматизація реалізується в рамках наведеної методики аналізу даних та сприяє підвищенню конкурентоспроможності, зниженню витрат завдяки уникненню ручної праці та скорочення часу на прийняття рішення.

Дякую за увагу!