

## **ГІБРИДНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ З ІМУННИМ НАВЧАННЯМ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ**

Гніденко В.А., Звонкова В.О.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Корабльов М.М.

Харківський національний університет радіоелектроніки  
(61166, Харків, пр. Науки, 14, каф. КІТС, тел. (057) 702-02-45)

e-mail: volodymyr.hnidenko@nure.ua, тел. (095) 857-87-83

vlada.zvonkova@nure.ua, тел. (068) 879-69-00

This paper explores the principles of neural network hybridization and immune algorithms, which allows us to create new types of information processing models that have a higher quality of problem solving while reducing computational training costs. The use of hybrid neural networks for solving time series prediction is considered

Розробка та впровадження штучних нейронних мереж (ШНМ) на базі прогресивних технологій є одним з пріоритетних напрямків розвитку галузей науки та техніки. Основні обмеження відомих методів і технологій, які використовуються на даний час, обумовлені недостатньою ефективністю розв'язання проблеми навчання ШНМ, налаштування і адаптації до проблемної області, обробки неповної та неточної вихідної інформації, інтерпретації даних і накопичення знань представлення інформації, яка поступає від різних джерел, тощо. Тому однією із провідних тенденцій є розвиток інтегрованих, гібридних систем на основі глибокого навчання.

Подібні системи складаються з різних елементів (компонентів), об'єднаних в інтересах досягнення поставлених цілей. Інтеграція і гібридизація різних методів і технологій дозволяє вирішувати складні задачі, які неможливо вирішити на основі окремих методів або технологій. Побудова гібридних нейронних мереж (ГНМ), які складаються з різних типів нейронних мереж (НМ), кожна з яких навчається за певним алгоритмом пошарово, в багатьох випадках дозволяє значно підвищити ефективність функціонування нейронних мереж.

В даній роботі досліджуються принципи гібридизації НМ та імунних алгоритмів, що дозволяє створювати нові типи моделей обробки інформації, які мають більш високу якість розв'язання задач та одночасного зниження обчислювальних витрат на навчання. Синтез ГНМ, які використовуються для розв'язання конкретної прикладної задачі на основі заданої навчальної вибірки, представляє собою достатньо складну проблему, яка полягає у попередньому визначенні початкової топології НМ для даного класу прикладних задач (наприклад, класифікації, апроксимації, прийняття рішень, прогнозування за навчальними вибірками тощо), подальшої модифікації НМ за навчальною вибіркою, яка відповідає даній прикладній задачі, та утворення гібридної структури за рахунок

створення модуля, до складу якого входить базова НМ, або ансамблю модулів, що дає нові можливості для підвищення ефективності розв'язання поставленої задачі.

Синтез ГНМ можна представити у вигляді поступового розв'язання наступних задач.

1. Задача вибору топології базової нейронної мережі, яка може бути розв'язана з використанням різних методів, зокрема методу перебору.

2. Модифікація базової нейронної мережі (БНМ) на основі розв'язання задачі багатокритеріальної оптимізації за рахунок зміни кількості нейронів у прихованих шарах, перехресних зв'язків, визначення значень вагових коефіцієнтів. Ця задача може бути розв'язана з використанням штучних імунних систем. Оптимальним є використання імунного алгоритму, який пристосовується до продуктивності пошуку на кожній ітерації та «адаптує» свої параметри клонування, мутації та редагування.

3. Структурно-параметричний синтез модуля БНМ.

4. Структурно-параметричний синтез ансамблю, що складається з модулів НМ.

Розглянуто застосування ГНМ для розв'язання задачі прогнозування часових рядів. У певних практичних випадках задачі прогнозування кількість вхідних змінних може бути достатньо великою і досягати тисяч чи навіть десятків тисяч змінних. Зазвичай це задачі, в яких окрім основного часового ряду, що прогнозується, присутні зовнішні часові ряди, що потенційно впливають на основний. Більшість існуючих постановок задачі прогнозування припускають, що характер прогнозованого процесу на спостережуваному періоді не змінюється, і, таким чином, задачу можна вирішити шляхом знаходження потрібної моделі і оцінки її параметрів, використовуючи всі наявні дані. Однак найчастіше поведінка прогнозованого процесу може кілька разів суттєво змінюватися протягом спостережуваного періоду, що робить таку постановку задачі некоректною – одна єдина модель не зможе описати кілька різних станів процесу.

Для покращення якості прогнозу можна використовувати комплексування оцінок, отриманих за допомогою різних моделей. Під комплексуванням розуміється зважена сума оцінок, отриманих за допомогою генерованого набору моделей. Вагові коефіцієнти визначаються за допомогою зовнішнього критерію оптимальності моделей – дисперсії на экзаменаційній вибірці. Множина моделей виходить перебором варіантів розбиття вихідної вибірки на підвибірки і перебором різних методів прогнозування.