

## НЕЧІТКИЙ НЕЛІНІЙНИЙ БЕГГІНГ НА ОСНОВІ АДАПТИВНОЇ МЕТАМОДЕЛІ В ЗАДАЧАХ ПРОГНОЗУВАНЬ

Іванов Є. О.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Бодянський Є. В.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ШІ

e-mail: [yevhen.ivanov1@nure.ua](mailto:yevhen.ivanov1@nure.ua)

Prediction is a fundamental task in artificial intelligence, applied across various domains from finance to marketing and industry. Traditional linear models often fall short in capturing the complexity of data relationships, necessitating the enhancement of predictive model accuracy and reliability. Nonlinear bagging, based on an adaptive meta-model, has emerged as an effective approach for processing large datasets. This method involves creating an ensemble of models with diverse parameters, ensuring both prediction quality and stability in the face of anomalies. However, avoiding overfitting is crucial, requiring the selection of appropriate optimization strategies, notably utilizing an adaptive meta-model. Further development of this method entails exploring various adaptation and optimization strategies for hyperparameters. Overall, the proposed fuzzy nonlinear online bagging procedure synthesizes the ensemble's computational intelligence within the framework of online data processing, offering advantages in handling both sequential and non-stationary data.

На сьогоднішній день прогнозування є однією із основних задач у сфері штучного інтелекту та застосовується у різних сферах: від фінансів до маркетингу та промисловості. Існує ряд методів для вирішення поставленої задачі, в той же час, виникла необхідність в покращенні точності та надійності прогностичних моделей, особливо в ситуаціях, де традиційні лінійні моделі можуть недостатньо враховувати складність взаємозв'язків між даними [2]. Це спонукало до розробки високоефективних методів, таких як нелінійний беггінг, заснований на адаптивній метамоделі [1].

Нелінійний беггінг передбачає створення ансамблю моделей з різними параметрами, що не тільки підвищує якість прогнозування, але і забезпечує стабільність при виникненні аномалій або шуму в даних. Незважаючи на захоплюючі результати, існує ймовірність перенавчання через занадто активну адаптацію моделей до особливостей даних [4]. Тому критично важливо обирати правильні стратегії оптимізації, які використовуються в метамоделі.

Адаптивна метамоделю має здатність оптимізувати параметри кожного базового алгоритму окремо, виходячи з вхідних даних. Наприклад, це може зумовлювати зміну ваги, яка приписується ролі кожного алгоритму в ансамблі, або адаптацію його внутрішніх параметрів для кращої відповідності структурі даних. Саме такий підхід сприяє високій

адаптивності ансамблю моделей, що в свою чергу призводить до покращення загальної якості прогнозування, більш легкої інтерпретації результатів, у порівнянні з існуючими методами, і здатності реагувати на динамічні зміни в структурі даних [3].

Популярність ансамблевих методів полягає у проблемі вибору коректного методу для конкретної задачі з метою досягнення найкращого результату. У свою чергу, поєднання моделей у ансамбль забезпечує стабільність результатів. У випадку виникнення відхилень або аномалій в даних, окремі базові моделі можуть викривлювати прогноз, але загальна картина, оцінена ансамблем, залишається стабільною. Паралельно працюючі моделі надають оптимальні результати, що згодом об'єднуються за допомогою метамоделі, формуючи результат, який, досить часто, є зваженим середнім.

Слід зазначити, що для подальшого удосконалення методу адаптивного нелінійного бегінгу необхідно провести детальний аналіз моделей, які можуть бути включені до складу ансамблю. Суттєву важливість має також пошук оптимальних методів адаптації та оптимізації з метою налаштування гіперпараметрів. [5].

Впровадження адаптивної метамоделі, яка дозволяє очікувати зміну структури даних і відповідати на неї відповідно, є одним з найбільш перспективних напрямків у цьому методі [2]. Подальший крок на цьому шляху передбачає глибше вивчення різних стратегій адаптації, а також розробку рекомендацій щодо оптимального вибору базових алгоритмів та гіперпараметрів метамоделі.

Очевидно, що компроміс між потребами в простоті й адаптивності може мати ключове значення для успіху даного методу [7]. Так, прості моделі можуть бути недостатньо складними для моделювання великих даних, тоді як занадто складні моделі можуть привести до перенавчання.

Приймаючи до уваги раніше зазначене, нелінійний бегінг може працювати в офлайн режимі, а саме в пакетному, крім того, крім [4] практично не існує нелінійних процедур, хоч і відомі модифікації, що можуть працювати адаптивно і онлайн, проте вони не визначаються своєю надійністю та достатньою точністю для використання в реальних задачах. З приведених є доцільною розробка адаптивної нелінійної бегінгової метамоделі, що має змогу працювати в онлайн режимі, об'єднувати та узагальнювати результати роботи моделей-членів ансамблю з високою швидкістю, підтримуючи високий рівень точності моделі.

Загалом, метамоделі за своєю будовою дуже схожа на елементарний перцептрон Розенблатта, що містить нелінійний синапс, і, в такому випадку, що є основним елементом нео-фаззі нейрона та реалізує F-перетворення. Тоді, метамоделі приймає наступний вигляд: приймаючи на вхід  $l$  моделей вектор даних, відбуваються нелінійні перетворення, що і

вирішують основну задачу, далі приймаються до уваги синапатичні ваги  $w$  і об'єднуються у суматорі, формуючи проміжний вихідний сигнал  $\hat{y}^*(k)$ :

$$\hat{y}^*(k) = \sum_{i=1}^m w_i^* + \hat{y}_i(k)$$

Зазвичай у нелінійному синапсів використовуються трикутні активаційні функції, що задовільняють умовам розбиття Руспіні, проте можуть бути використані такі більш складні конструкції, такі як В-сплайнів тощо. Кожною із функцій пов'язана своя синапатична вага, і, після перетворення, результати формуються на другому підсумовуванні, формуючи вихідний сигнал.

Налаштування системи може бути реалізовано за допомогою градієнтних алгоритмів, а саме, для пошуку сідлової точки може бути використаний алгоритм Качмажа-Уідрой-Хоффа, що відомий своєю оптимальністю за швидкодією та можливістю працювати в онлайн режимі. Також підвищення швидкодії може бути досягнута шляхом використання трикутних активаційних функцій, які характерні тим, що в один момент часу, лише одна функція налаштовується, спрощуючи процес навчання.

Отже, в даній роботі запропонована нечітка нелінійна онлайн процедура бегінга, що дозволяє синтезувати роботи ансамбля системи обчислювального інтелекту в рамках онлайн обробки даних. Характерною перевагою цих систем є не тільки можливість обробки даних, коли ті надходять послідовно, в реальному часі, але і коли ті мають нестационарний характер.

Список використаних джерел:

1. Freund, Y., & Schapire, R. E. (1996). Experiments with a new boosting algorithm. In *Machine Learning Proceedings 1996* (pp. 148-156). Morgan Kaufmann.
2. Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machine Learning*, 24(2), 123-140.
3. Wolpert, D. H. (1992). Stacked generalization. *Neural networks*, 5(2), 241-259.
4. Buhlmann, P., & Yu, B. (2002). Analyzing bagging. *The Annals of Statistics*, 30(4), 927-961.
5. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
6. Bauer, E., & Kohavi, R. (1999). An Empirical Comparison of Voting Classification Algorithms: Bagging, Boosting, and Variants. *Machine Learning*, 36(1), 105-139.
7. Бодяньський Є. В. (2002). Адаптивні інтелектуальні системи: Монографія. Харків : ХНУРЕ.