УДК 004.8

ДО ПРОБЛЕМ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЗАДАЧАХ ПРОЄКТУВАННЯ СУДНОВИХ СИСТЕМ І МЕХАНІЗМІВ

Гайда А.Ю., к.т.н., доц.
Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова
Україна, Миколаїв
cetus@ukr.net

Анотація. *Проєктування суднових систем передбачає розробку альтернативних рішень і їх оцінку, а створення і оцінка таких рішень вимагає значних витрат часу і ресурсів. В роботі наведено досвід впровадження штучних нейронних мереж для оцінки якості проєктних рішень як складової автоматизованої системи проєктування. Також розглянуті рішення щодо подолання проблеми нестачі даних при первинному навчанні мережі на обмеженому наборі наявних моделей.*
Ключові слова: *суднобудування; кораблебудування; автоматизоване проєктування; оцінка якості проєктних рішень; штучна нейронна мережа; незбалансовані дані.*

Вступна частина. Проєктування сучасних технічних систем, у тому числі суднових, передбачає створення моделей системи і їх первинної оцінки на відповідність вимогам щодо функціональності, надійності і дизайну. За результатами первинної оцінки в моделі вносять зміни, що призводить до виокремлення декількох варіантів проєкту, які порівнюються між собою за множиною визначених характеристик, таких як жорсткість конструкції, рівень і спектр вібрації тощо. Оцінку якості окремих варіантів проєктних рішень також ускладнюють не чітко визначений вплив різних варіантів компонування агрегатів на характеристики моделей, коли оцінку значення певних характеристик можливо отримати лише в результаті значних за обсягом розрахунків на детально пророблені моделі. Створення такої моделі для складних технічних систем і виконання розрахунків для оцінки кожного з можливих варіантів компонування вимагає значних витрат часу і ресурсів. ***Мета роботи:*** визначити рішення, здатні обчислити оцінку рішення – можливо менш точну, але при значно менших витратах часу і ресурсів.

Основна частина. Одним із сучасних засобів, що дозволяють здійснювати моделювання складних систем і прогнозування їх характеристик в результатів обчислення цільової функції від множини вхідних параметрів моделі є засоби машинного навчання, у тому числі – штучні нейронні мережі (ШНМ). Відповідно до складності проєктованих систем та механізмів, такі мережі генерують і обчислюють цільову функцію як серію багаторівневих налаштувань внутрішніх коефіцієнтів моделі. Для вирішення подібних задач останнім часом широко застосовують глибокі штучні нейронні мережі (ГШНМ), але забезпечуючи високий рівень узагальнень такі мережі характеризуються відносно низькою точністю апроксимації [1, 4, 5], що в технічних задачах часто є неприпустимим.

Одним з рішень, що дозволяють на ГШНМ отримати одночасно прийнятний рівень апроксимації при високому рівні узагальнення є істотне збільшення числа нейронів у кожному шарі мережі і, як наслідок, збільшення наборів даних навчання. Негативним наслідком такого підходу є істотне збільшення часу навчання ШНМ і необхідність добування додаткових даних, що при вирішенні конструкторських задач не завжди є можливим [3].

Зважаючи, що якість результатів, наданих ГШНМ при вирішенні складних задач визначається не тільки внутрішніми параметрами ГШНМ (кількість шарів, кількість нейронів у

шарі, вид функції передачі тощо), але і якістю вхідних даних у частині їх повноти, розподілу за класами та розподілу за окремими характеристиками в кожному окремому класі [2, 3], а також враховуючи нестачу початкових даних при проєктуванні постає задача визначення такого вхідного набору даних, що дозволив би здійснити покриття простору рішень якомога меншим набором даних.

При вирішенні цієї задачі був застосований підхід, подібний до пошуку на впорядкованому наборі даних методом поділу навпіл. На етапі ініціалізації мережі для кожної з розмірностей n майбутньої навчальної вибірки визначались дві крайові і одна середня точка. Це дозволило отримати на ШНМ першу оцінку вже після виконання $2n+1$ ітерацій. Хоча така попередня оцінка є вкрай неточною, вона дозволяє більш-менш обґрунтовано визначити напрямок пошуку раціонального рішення.

Найбільш простою мірою, що дозволяє визначити прогрес у навчанні ШНМ, є функція втрат навчання. Причому, на обмеженому і звичайно вкрай незбалансованому наборі даних можливе таке спотворення поверхні рішень, коли мінімум функції втрат визначається малою похибкою у великій групі з k близько розташованих зразків мажоритарних класів, яка компенсує відносно велику похибку в околицях декількох відокремлених від більшості m зразках з міноритарних класів (Рис. 1).

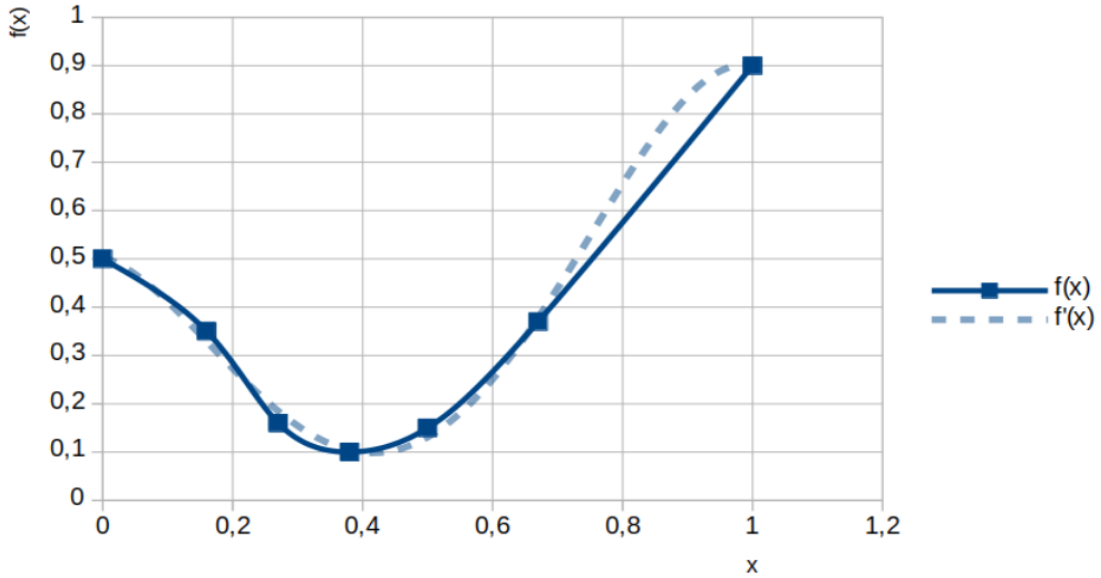

Рис. 1. Приклад перетину поверхні рішень на штучно розбалансованому наборі даних «Іриси Фішера» (*f(x)* – дійсна поверхня рішень; *f'(x)* – змодельована ШНМ)

З Рис. 1 видно, що в області відносно відокремлених точок (права частина графіка) відхилення змодельованої ШНМ поверхні рішень від істинної є значним. Таким чином можна зробити висновок, що при додаванні зразків для більш повного покриття поверхні рішень або доповнення міноритарних класів слід надавати перевагу їх належності області з найбільшою помилкою. При цьому постає задача балансування набору даних або вилученням частини зразків з мажоритарних класів, або добуванням додаткових зразків для міноритарних класів. Як було показано вище, при вирішенні конструкторських задач типовою є ситуація саме нестачі даних.

Популярні методи доповнення наборів даних забезпечують створення штучних зразків на основі випадково обраних наявних зразків. Як наслідок згенеровані зразки з високою ймовірністю потрапляють в область з більшою щільністю розподілу зразків (Рис. 2). При цьому з точки зору зменшення похибки мережі у всьому діапазоні значень більш ефективними

виявляються методи, що враховують розподіл зразків у класі, або на межі класів [7], або також і в інших класах [2].

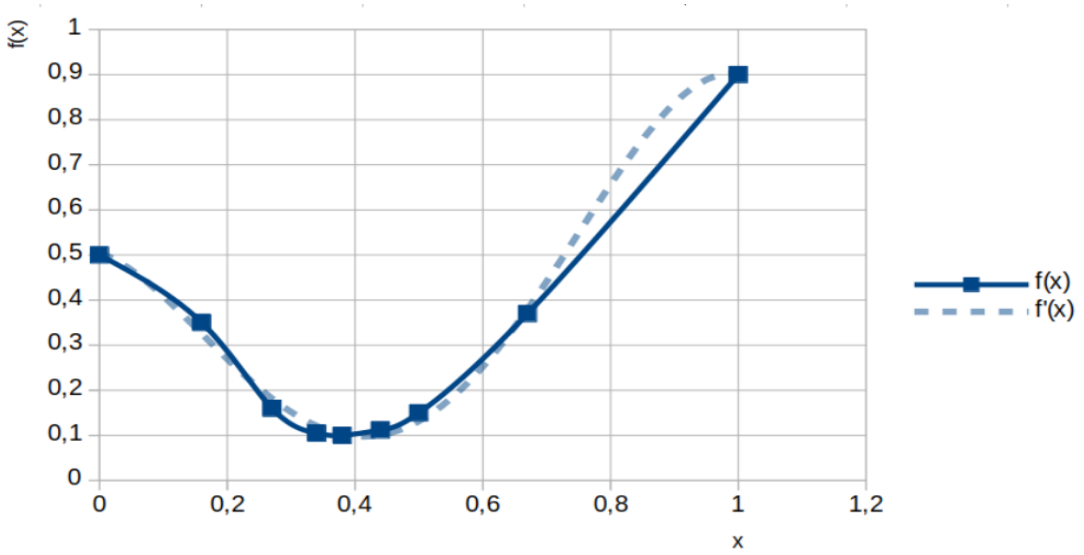

Рис. 2. Приклад перетину поверхні рішень на неефективно доповненому наборі даних (*f(x)* – істинна поверхня рішень; *f'(x)* – змодельована ШНМ)

Враховуючи вищенаведене був розроблений і застосований метод визначення областей найбільшої помилки при навчанні і подальшого доповнення та балансування даних зразками, що належать цим областям. Такий підхід дозволив істотно зменшити похибку навчання і отримати швидке зменшення відхилення змодельованої ШНМ на малому наборі даних поверхні рішень від істинної (Рис. 3), отже дозволяє отримати якісні рішення за відносно невелику кількість ітерацій розробки і оцінки моделей.

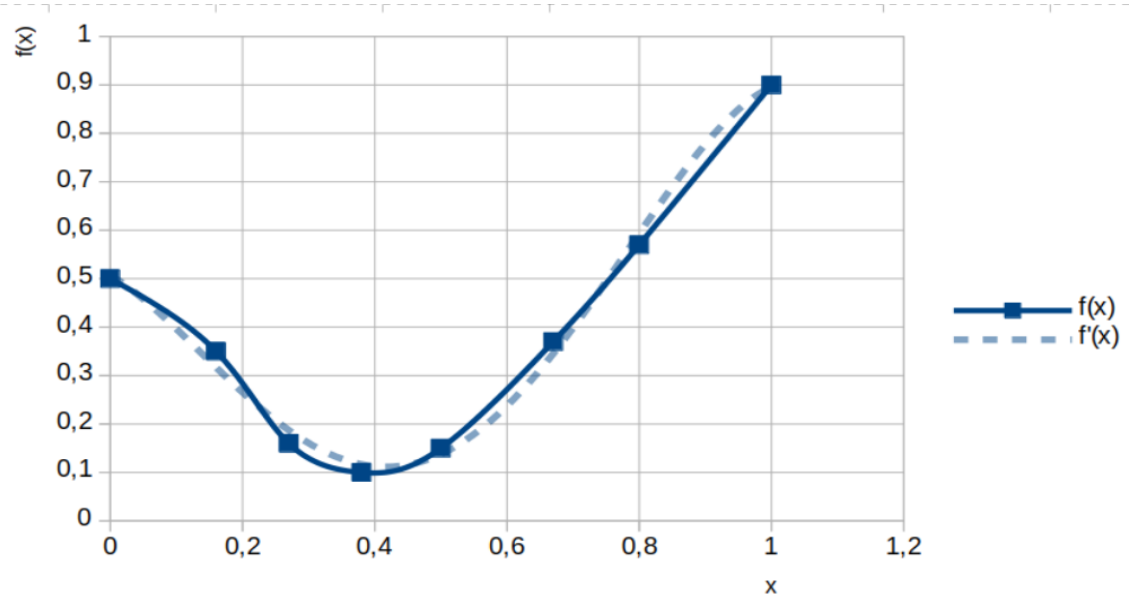

Рис. 3. Приклад перетину поверхні рішень на ефективно доповненому наборі даних (*f(x)* – істинна поверхня рішень; *f'(x)* – змодельована ШНМ)

Отримані результати були застосовані в практичній задачі мінімізації вібрації корпусу судна в межах міжнародного науково-дослідного проєкту і успішно представлені на міжнародній конференції Товариства підводних технологій у Китаї [6]. Вирішення задачі мінімізації вібрації здійснювалось на оригінальній нейромережевій моделі фрагменту корпусу судна з встановленим головним валопроводом.

Висновки. Використання ШНМ для моделювання суднових систем і механізмів дозволяє значно скоротити витрати часу і ресурсів на розробку і пошук раціональних конструктивних рішень у суднобудуванні, але вимагає застосування спеціальних підходів для створення наборів даних для первинного навчання мережі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Brownlee, J. (October 12, 2021*). Two-dimensional (2D) test functions for function optimization*. https://machinelearningmastery.com/2d-test-functions-for-function-optimization/

[2] Elreedy, D., Atiya, A. F., & Kamalov, F. (2023). A theoretical distribution analysis of synthetic minority oversampling technique (SMOTE) for imbalanced learning. *Machine Learning*, *113*, 4903–4923. https://doi.org/10.1007/s10994-022-06296-4

[3] Fissler, T., Lorentzen, C., & Mayer, M. (2022). *Model comparison and calibration assessment: User guide for consistent scoring functions in machine learning and actuarial practice*. USA: Cornel University. https://arxiv.org/abs/2202.12780

[4] Гайда, А. Ю., & Морозова, Г. С. (2024). Механізм адаптивного навчання глибоких штучних нейронних мереж. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 35*(74) No 3, 48-53.

[5] Гайда, А. Ю., Михелєв, І. Л., & Морозова, Г. С. (2023). До проблеми зникаючого градієнту при навчанні глибоких штучних нейронних мереж. В *Інновації в суднобудуванні та океанотехніці: XIV Міжнародна науково-технічна конференція: матеріали*. Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова.

[6] Gaida, A., Luchenkov, Ye., & Orischuck, Yu. (2019). Application of artificial intelligence and finite element method for design of marine propulsion units and reduction of noise and vibration. In *Proceedings of the 8-th International SUT (China) Technical Conference*. Zhejiang Ocean University, Zhoushan of Zhejiang (China).

[7] Hui, H., Wen-Yuan, W., & Bing-Huan, M. (2005). Borderline-SMOTE: A new over-sampling method in imbalanced data sets learning. In D.-S. Huang, X.-P. Zhang, & G.-B. Huang (Eds.), *Advances in intelligent computing* (pp. 878–887). Springer. https://doi.org/10.1007/11538059_91

Gaida, A. Yu.

On the problems of application of artificial neural networks in the design of vessel systems and mechanisms

Abstract. *Designing ship systems involves the development of alternative solutions and their evaluation, and the creation and evaluation of such solutions requires significant time and resources. The paper presents the experience of implementing artificial neural networks to assess the quality of design solutions as a component of an automated design system. Also considered are solutions to overcome the problem of lack of data during initial training of the network on a limited set of available models.*

Keywords: *shipbuilding; shipbuilding; automated design; quality assessment of design solutions; artificial neural network; unbalanced data.*