

РУСЛАН БАБУДЖАН, МАРІЯ ШАПОВАЛОВА, ОЛЕКСІЙ ВОДКА

ДОСЛІДЖЕННЯ ТОЧНОСТІ РОБОТИ ФІЗИКО-ІНФОРМОВАНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА ПРИКЛАДІ ДЕФОРМУВАННЯ БАЛКИ

У роботі досліджено точність прогнозування деформації балки за допомогою фізико-інформованих нейронних мереж (PINN) у порівнянні зі звичайними повноз'язними нейронними мережами. Для експерименту було використано аналітичне рішення задачі прогину балки, шарнірно опертої з одного кінця, закріпленої з іншого, та навантаженої точковою силою. Було створено набір даних, у якому варіювалася позиція прикладання навантаження для отримання різних значень прогину.

Архітектура нейронної мережі базувалася на повноз'язній структурі, навченої для прогнозування прогину. У ході дослідження порівнювалися дві функції втрат: стандартна, яка мінімізує середньоквадратичну помилку (MSE), та комплексна, що включає фізичну компоненту. Остання враховувала закони механіки, зокрема диференціальні рівняння прогину балки, які інтегрувалися у процес навчання через градієнти вихідних даних мережі.

Результати показали, що включення фізичних законів у процес навчання значно підвищує точність прогнозів, особливо при обмеженій кількості даних. Порівняння продемонструвало, що фізико-інформована нейронна мережа забезпечує кращі результати, ніж звичайна модель, і точніше відображає поведінку балки під навантаженням. Отримані висновки підкреслюють ефективність підходу PINN для розв'язання інженерних задач, де важливу роль відіграють фізичні моделі та закони.

Ключові слова: набір даних, деформування балки, фізико-інформована нейронна мережа.

The paper investigates the accuracy of beam deformation prediction using physically informed neural networks (PINN) compared to conventional fully connected neural networks. For the experiment, an analytical solution to the deflection problem of a beam hinged at one end, fixed at the other, and loaded with a point force was used. A dataset was created in which the position of load application was varied to obtain different deflection values.

The architecture of the neural network was based on a fully connected structure trained for deflection prediction. During the study, two loss functions were compared: a standard one that minimizes the mean square error (MSE) and a complex one that includes a physical component. The latter took into account the laws of mechanics, in particular the differential equations of beam deflection, which were integrated into the learning process through the gradients of the network's output data.

The results showed that incorporating physical laws into the training process significantly improves the accuracy of predictions, especially with limited data. The comparison demonstrated that the physically informed neural network provides better results than the conventional model and more accurately reflects the behavior of the beam under load. The obtained findings emphasize the effectiveness of the PINN approach for solving engineering problems where physical models and laws play an important role.

Keywords: dataset, beam deformation, physically informed neural network.

Вступ. Фізико-інформовані нейронні мережі (PINNs) становлять інноваційний підхід до розв'язання складних завдань у механіці, що поєднує принципи машинного навчання (ML) з фізичними законами. У традиційній механіці для моделювання складних процесів, таких як розв'язання нелінійних рівнянь або аналіз напружено-деформованого стану (НДС), зазвичай використовують числові методи, наприклад, метод скінченних елементів (МСЕ) або метод граничних елементів. Проте вони часто є обчислювально затратними і вимагають глибоких знань про вхідні дані. Натомість сучасні алгоритми ML, як-от глибокі нейронні мережі (DNNs), добре справляються з апроксимацією складних функцій і дозволяють працювати з великими обсягами даних. Однак ці підходи мають суттєвий недолік — відсутність фізичних обмежень, що часто призводить до непередбачуваних результатів за межами навчальної вибірки.

Ця технологія об'єднує найкраще з обох світів, додаючи фізичні обмеження у вигляді рівнянь, таких як рівняння Нав'є-Стокса чи закони термодинаміки, до функцій втрат нейронної мережі. Це дозволяє отримувати моделі, що відповідають як експериментальним даним, так і фізичним законам, і тим самим покращує точність та узагальненість. Такий підхід знайшов застосування в широкому діапазоні задач — від аналізу матеріалів і моделювання конструкцій до прогнозування складних потоків у геофізиці та біомеханіці.

Машинне навчання все ширше застосовується в механіці для вирішення завдань моделювання та аналізу, таких як оцінка властивостей матеріалів, прогнозування НДС у складних конструкціях і симуляція потоків у багатофазних середовищах. Одним із найпоширеніших підходів є використання моделей типу "чорної скриньки", які базуються на глибоких нейронних мережах, що будуються на основі великих наборів даних без інтеграції фізичних законів. Такі методи демонструють високу точність у межах навчальної вибірки, проте їхня екстраполяція часто ненадійна через брак фізичної інтерпретованості. Альтернативою є методи з обмеженою фізичною інтеграцією, які частково враховують фізичні закони, наприклад, через додавання характеристичних параметрів до вхідних даних або використання спеціальних активаційних функцій.

Ще одним ефективним підходом є гібридні методи, що поєднують традиційні числові моделі, такі як МСЕ, із навчанням на основі даних. Це дозволяє використовувати фізико-інформовані моделі для обчислення параметрів або уточнення результатів моделювання. Попри значні досягнення в цій галузі, практичне застосування машинного навчання в механіці стикається з низкою викликів. Висока обчислювальна складність, обмежена доступність даних і чутливість до шуму ускладнюють реалізацію цих підходів, що зумовлює необхідність подальших досліджень і вдосконалення методів.

Добавлено примечание ([Н1]):
Повинен відображати постановку проблеми у загальному вигляді та її зв'язок з важливими науковими чи практичними завданнями

STUDY OF THE ACCURACY OF PHYSICALLY
INFORMED NEURAL NETWORKS USING THE
EXAMPLE OF BEAM DEFORMATION