

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ЛАМЕ

Решетников В.И.

*Санкт-Петербургский государственный политехнический университет
им. Петра Великого, г. Санкт-Петербург*

Ключевые слова: машинное обучение, задача Ламе, регрессия, случайный лес, механика деформируемого твёрдого тела.

Аннотация. Машинное обучение предназначено для решения задач нахождения сложных зависимостей в эмпирических данных. Данная статья посвящена применимости методов машинного обучения для двумерных задач механики деформируемого твёрдого тела. Была рассмотрена задача по восстановлению значений радиальных напряжений в задаче Ламе. Полученные результаты показывают возможность применения машинного обучения в механике деформируемого твёрдого тела, а также говорят о необходимости исследования данной темы в более сложных задачах.

APPLICATION OF MACHINE LEARNING TO THE LAME PROBLEM

Reshetnikov V.I.

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg

Keywords: machine learning, Lamé problem, regression, random forest, mechanics of a deformable solid bodies.

Abstract. Machine learning is designed to solve the problems of finding complex dependencies in empirical data. This article is devoted to the applicability of machine learning methods for two-dimensional problems in the mechanics of a deformable solid. The task of restoring the values of radial stresses was considered. The results obtained show the possibility of using machine learning in the mechanics of a deformable solid bodies, and also indicate the need to study this topic in more complex problems.

Введение

Машинное обучение и нейронные сети сейчас развиваются большими темпами. Их потенциал пытаются раскрыть во всех областях науки и сферах деятельности, будь то торговля на бирже или генетика. Такое повсеместное использование вызвано количеством задач, которые могут решаться: задача классификации, задача регрессии, задача ассоциации, задача кластеризации, выявление последовательных шаблонов и нахождение отклонений.

К сожалению, в области механики деформируемого твёрдого тела на данный момент имеется небольшое количество исследований по теме применения машинного обучения, что и послужило поводом для выполнения данной работы. Наиболее интересными для механики являются регрессионные и ассоциативные задачи.

Цели исследования

Целью данного исследования является оценка применимости машинного обучения для задач механики деформируемого твердого тела на примере задачи Ламе. В результате исследования ожидается получение модели, которая по

заданным параметрам будет возвращать значение радиальных напряжений в пределах допустимых погрешностей (~5%).

Выбор алгоритмов

Существует множество регрессионных алгоритмов. При решении задачи рассматривались следующие алгоритмы [1]:

- 1) линейная регрессия;
- 2) метод случайных лесов.

Линейная регрессия является самым простым и быстрым регрессионным алгоритмом и пожалуй единственным который имеет простое аналитическое решение. Поэтому обычно решение через линейную регрессию берут за базовое и уже от него отталкиваются. Метод случайных лесов является более сложным по отношению к линейной регрессии, способен распознавать более сложные зависимости, а также менее подвержен переобучению.

Валидация результатов моделей

Для начала необходимо выбрать метрику для оценки качества модели. Для регрессионного анализа согласно рекомендациям применяются MSE (mean squared error), RMSE (root mean squared error), R^2 , MAE (mean absolute error). В работе использовались метрики RMSE и R^2 , чтобы оценивать не только точность, но и степень необъяснимости модели.

Результаты работы

В исследовании исследуется вариация задачи Ламе, в которой присутствует только внутреннее давление. Схема задачи изображена на рисунке 1.

Генерация данных происходила средствами языка Python [2]. Данные согласно практикам машинного обучения были разделены на две части: обучающую и валидационную выборки [4]. Для полной уверенности в том, что модель не переобучается, параметры для генерации данных были выбраны из непересекающихся диапазонов. Генерация происходила путем добавления в массив объектов, состоящих из параметров задачи и полученного аналитического результата. В дальнейшем для использования внутри фреймворка sklearn [5] данные преобразовывались в объект pandas DataFrame [7].

Пример данных, генерируемых для обучения моделям представлен в таблице 1 (R_2 — внешний радиус трубы (м), R_1 — внутренний радиус трубы (м), P — внутреннее давление (Па), r — радиус, для которого необходимо вычислить значение напряжения (м), Target — полученное аналитическое значение радиального напряжения (Па)). После генерации данные переводятся в спрямляющее пространство [6], путем генерации из них полиномов второй степени [3]. Данные преобразования помогают линеаризовать квадратичные зависимости, поскольку модель считает, что работает с линейным признаком.

Процесс обучения модели происходит итеративно, на каждой итерации модели подается на вход строка параметров для решения задачи и целевое значение для данного набора параметров. Модель складывает данные параметры,

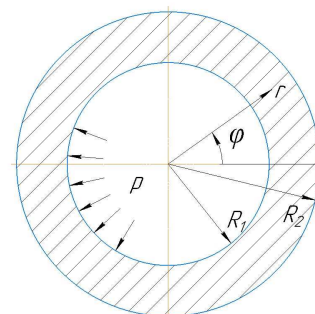


Рис. 1. Схема трубы

умноженные на их веса и проверяет, совпадает ли полученное значение с целевым. Если нет, то происходит корректировка весов модели, если да, то веса остаются прежними.

Табл. 1. Пример данных для обучения моделей машинного обучения

Номер сэмпла	P, Па	R2/R1	R1/r	r, м	Target, Па
35656	100	5	0.32	404	-93.71
11854	100	10	0.12	469	-99.62
3614	100	2.5	0.51	394	-87.13
34061	100	2	0.69	454	-69.15

После обучения и достижения нужного качества, модель готова к использованию. Для решения задачи Ламе, полученной автором, модели необходимо передать таблицу с параметрами геометрии, нагрузкой и точками (наподобие табл.1), в которых необходимо получить значение напряжений.

Точность работы алгоритмов машинного обучения представлена на рисунках 2 и 3 (синие маркеры – предсказанные моделью значения напряжений, черная линия – прямая идеального совпадения предсказанных и целевых значений).

По данным, приведенным на рисунке 2 видно, что линейная регрессия практически вывела зависимость между параметрами и целевой функцией, однако ей не хватает возможности выделения сложных зависимостей.

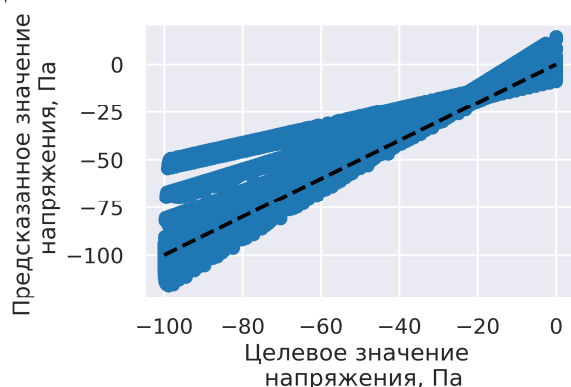


Рис. 2. Точность работы алгоритма линейной регрессии

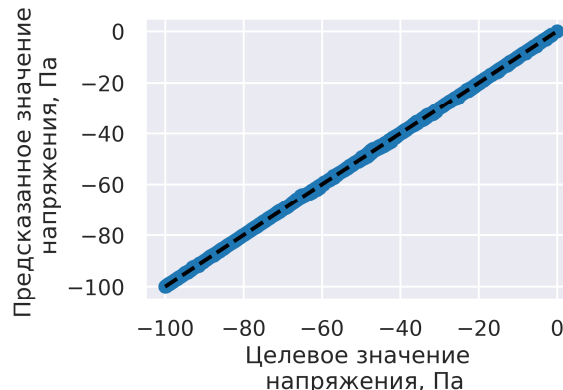


Рис. 3. Точность работы алгоритма случайного леса

Результаты работы алгоритма случайного ожидаемо получились качественными. Полученные метрики качества приведены в таблице 2.

Табл. 2. Полученные метрики качества работы алгоритмов машинного обучения

	RMSE	R^2
Linear Regression	9.5	0.87
Random Forest	0.12	0.99

Выводы

Полученные результаты дают положительное решение в пользу использования алгоритмов машинного обучения для простых задач механики

деформируемого твердого тела. Уже сейчас можно использовать обученные модели в приложениях, облегчающих рутинную работу. Применимость в более сложных задач требует на данный момент больших исследований. В настоящий момент автором ведется активное исследование в области использования составных моделей машинного обучения и предобработки данных.

Список литературы

1. Петер Флах Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных. Учебник / Петер Флах. - М.: ДМК Пресс, 2015. - 400 с.
2. Доусон М. Програмируем на Python. – СПб.: Питер, 2014. – 416 с.
3. John Shawe-Taylor, Nello Cristianini. Kernel Methods for Pattern Analysis.— Cambridge University Press, 2004.
4. <https://www.kaggle.com/learn/intro-to-machine-learning>
5. <https://scikit-learn.org>
6. <http://cs229.stanford.edu/>
7. <https://pandas.pydata.org/>

Сведения об авторе:

Решетников Вячеслав Игоревич – магистр технических наук, инженер, СПбПУ им. Петра Великого, г.Санкт-Петербург.