

УДК 621.787

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ НЕЙРОСЕТЕВЫХ И АНСАМБЛЕВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗА РЕЛАКСАЦИИ ОСТАТОЧНЫХ НАПРЯЖЕНИЙ ПОСЛЕ ПОВЕРХНОСТНОГО ПЛАСТИЧЕСКОГО ДЕФОРМИРОВАНИЯ

Нерсисян Д.А.¹, студент гр. МТа-231, II курс

Научный руководитель: Блюменштейн В.Ю.¹, д.т.н., профессор

²Кузбасский государственный технический университет

имени Т.Ф. Горбачева, г. Кемерово

Аннотация

Известно, что остаточные напряжения, формируемые в поверхностном слое при поверхностном пластическом деформировании (ППД), играют важную роль в повышении эксплуатационной надежности машиностроительных деталей. При циклическом нагружении наблюдается явление релаксации данных напряжений, что может привести к снижению прочностных характеристик. В данной работе рассматриваются возможности применения нейросетевых и ансамблевых моделей машинного обучения для прогноза степени релаксации остаточных напряжений. Выполнено сравнение точности предсказаний моделей multilayer perceptron (MLP, многослойный перцептрон) и Random Forest (случайный лес) на основе synthetic dataset (синтетического датасета). Полученные результаты демонстрируют практическую применимость методов искусственного интеллекта в задачах технологии машиностроения.

Введение

Поверхностное пластическое деформирование является одним из широко применяемых методов упрочнения, позволяющим значительно повысить усталостную долговечность деталей машин. Известно, что остаточные напряжения, возникающие в поверхностном слое после ППД, благоприятно влияют на сопротивление усталости. В условиях циклического нагружения происходит их релаксация, что затрудняет прогнозирование ресурса деталей. Традиционные методы оценки остаточных напряжений и их релаксации, как правило, требуют проведения дорогостоящих и длительных экспериментов, либо использования сложных численных моделей. В этой связи актуальным направлением становится применение интеллектуальных подходов, в частности, методов машинного обучения, способных сократить объем экспериментальных исследований и ускорить принятие инженерных решений.

Научная литература последних лет всё чаще обращается к применению технологий искусственного интеллекта в задачах материаловедения и машиностроения. В работах [2,3] продемонстрирована высокая эффективность нейросетевых моделей при прогнозировании механических свойств конструкционных материалов. В частности, в [4] успешно применены нейросети для

оценки остаточных напряжений по параметрам обработки. В исследованиях [5,7] рассматриваются методы моделирования релаксации остаточных напряжений на основе физико-математических и цифровых подходов. Кроме того, практическая реализация анализа релаксации остаточных напряжений с использованием Python рассмотрена в работе [8]. Таким образом, применение искусственного интеллекта в оценке релаксации остаточных напряжений представляется перспективным и требует дополнительного анализа.

Методика исследования

В рамках исследования был создан synthetic, включающий 200 условных наблюдений. В качестве входных признаков использованы параметры, оказывающие влияние на величину остаточных напряжений и характер их релаксации: твердость поверхности (HV), максимальное напряжение, возникающее при циклическом нагружении (МПа), число циклов нагружения, а также глубина упрочнённого слоя после ППД (мм). Целевой переменной являлась степень релаксации остаточных напряжений, выраженная в процентах.

Для реализации прогностических моделей использованы: многослойный перцептрон multilayer perceptron (MLP, многослойный перцептрон) и ансамблевая модель Random Forest (случайный лес). Перед обучением MLP входные данные были нормированы. Обе модели были обучены на обучающей выборке, составлявшей 80% общего объема данных. Оценка точности проводилась по метрикам mean absolute error (MAE, средняя абсолютная ошибка) и coefficient of determination (R^2 , коэффициент детерминации).

Результаты

Результаты предсказаний показали, что модель MLP обеспечила среднюю абсолютную ошибку MAE = 0.89 при $R^2 = 0.98$, что свидетельствует о высокой точности аппроксимации (MAE отражает среднюю величину ошибки между прогнозом и фактом, а R^2 показывает долю объяснённой дисперсии модели). Модель Random Forest продемонстрировала MAE = 1.25 и $R^2 = 0.95$, что также можно считать удовлетворительным результатом, хотя и уступающим по точности нейросетевому подходу. Таким образом, нейросетевая модель показала лучшую способность к обобщению закономерностей в синтетическом датасете (рис. 1).

На графике представлено сравнение прогнозируемых и фактических значений степени релаксации остаточных напряжений, выраженной в процентах. По оси абсцисс (X) отложены фактические значения релаксации, полученные из тестовой выборки синтетического датасета. По оси ординат (Y) – значения, предсказанные соответствующими моделями.

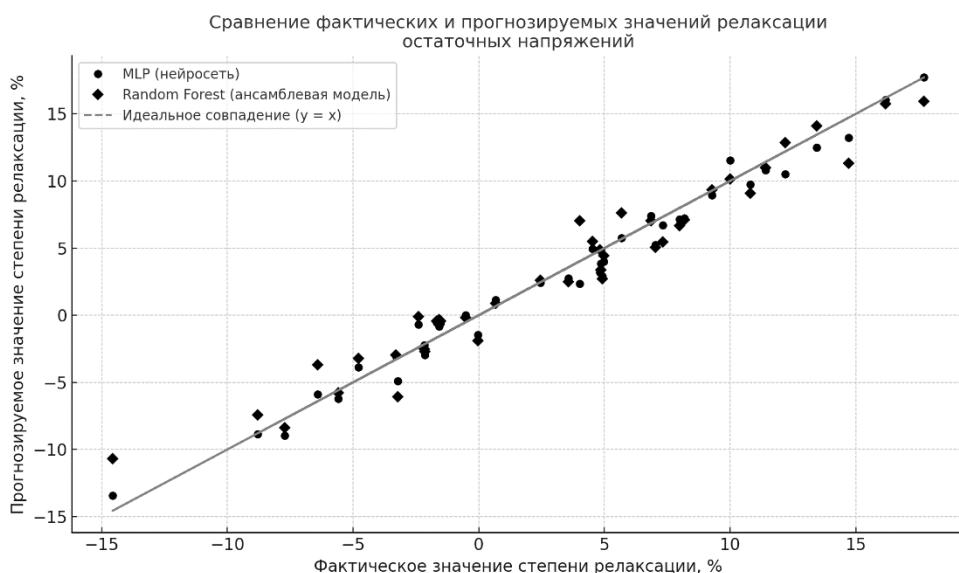


Рисунок 1 – Сравнение фактических и прогнозируемых значений релаксации остаточных напряжений

На рисунке 1 представлено сравнение результатов моделирования степени релаксации остаточных напряжений, полученных с использованием двух алгоритмов машинного обучения: multilayer perceptron (MLP, многослойный перцептрон) и ансамблевой модели Random Forest (случайный лес).

По оси абсцисс отложены фактические значения степени релаксации, выраженные в процентах, полученные на основе условного набора данных, отражающего характеристики деталей после поверхностного пластического деформирования (ППД) и последующего циклического нагружения. По оси ординат отображаются предсказанные значения, полученные соответствующими моделями.

График включает:

- Круги (●) – предсказания модели MLP;
- Ромбы (◆) – предсказания модели Random Forest;
- Пунктирную диагональ ($y = x$) – линию идеального совпадения, соответствующую полному совпадению между фактическими и прогнозируемыми значениями.

Каждая точка на диаграмме соответствует одному наблюдению из тестовой выборки. Расположение точек относительно диагонали позволяет визуально оценить точность предсказания: чем ближе точка к линии $y = x$, тем выше точность модели.

Таким образом, рисунок иллюстрирует, что обе модели демонстрируют хорошую аппроксимацию, однако модель MLP характеризуется более плотным прилеганием точек к линии идеального совпадения, что подтверждает её преимущество по точности в условиях заданной задачи.

Выводы

Таким образом, в результате сравнительного анализа установлено, что применение моделей машинного обучения, в частности, нейросетевых алгоритмов, позволяет эффективно прогнозировать степень релаксации остаточных напряжений после ППД. Модель MLP продемонстрировала более

высокую точность предсказаний по сравнению с ансамблевой моделью случайноголеса. Полученные результаты подтверждают целесообразность дальнейшего использования методов искусственного интеллекта при разработке технологических процессов упрочнения, а также при проектировании деталей, работающих в условиях переменных нагрузок.

Список литературы

- 1) Garrett J.C., Mei H., Giurgiutiu V. An artificial intelligence approach to fatigue crack length prediction using acoustic emission // Applied Sciences. 2022. Vol. 12, No. 3. Article 1372. DOI: 10.3390/app12031372.
- 2) Jimenez-Martinez M., Alfaro-Ponce M. Fatigue life prediction of aluminum using artificial neural network // Engineering Letters. 2021. Vol. 29, No. 2. P. 1–7.
- 3) Chen J., Liu Y. Fatigue modeling using neural networks: a comprehensive review // International Journal of Fatigue. 2021. Vol. 143. 106498. DOI: 10.1016/j.ijfatigue.2021.106498.
- 4) Шишкин А.А. Методы расчёта остаточных напряжений в поверхностно упрочнённых деталях: дис. ... канд. техн. наук. – Самара: СамГТУ, 2020. – 145 с.
- 5) Лунин В.В. Методы расчёта напряжённо-деформированного состояния и релаксации остаточных напряжений в поверхностно упрочнённых деталях: дис. ... канд. техн. наук. – Пермь: ПНИПУ, 2019. – 138 с.
- 6) Нерсисян Д.А. Использование искусственного интеллекта для моделирования процессов релаксации остаточных напряжений // Россия молодая: сб. материалов XVI Всерос. науч.-практ. конф. молодых ученых с междунар. участием, Кемерово, 16–19 апр. 2024 г. – Кемерово: КузГТУ, 2024.
- 7) Блюменштейн В.Ю., Нерсисян Д.А. Использование Python для анализа релаксации остаточных напряжений в цилиндрических деталях после поверхностного пластического деформирования // Прогрессивные технологии и системы машиностроения. – 2024. – № 4(87). – С. 3–7.