

УДК 539.43

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УСТАЛОСТНОЙ ПРОЧНОСТИ МЕТАЛЛОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРО-НЕЧЁТКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Хакимова Регина Рамилевна

*Магистр 2 года,
кафедра «Технология машиностроения»
Уфимский государственный авиационный технический университет*

*Научный руководитель: А.М. Щипачёв,
доктор технических наук, профессор кафедры «Технология
машиностроения»*

Циклическое нагружение является широко распространенным видом нагружения деталей машин и элементов конструкций в процессе эксплуатации. Экспериментальное определение показателей сопротивления усталости в каждом конкретном случае – длительная и дорогостоящая процедура. Необходимость сокращения материальных и технических затрат требует разработки методов прогнозирования свойств материала, в том числе и на основе обобщения полученных ранее экспериментальных данных. Несмотря на многообразие существующих методов прогнозирования усталостной прочности, точное моделирование процесса усталостной повреждаемости и разрушения является затруднительным ввиду сложности явлений при этом происходящих.

Для задачи прогнозирования в различных областях науки и техники в последнее время применяется относительно новый метод, основанный на комбинировании нечеткой логики и нейронных сетей - нейро-нечеткое моделирование [1]. Нечеткие системы позволяют дать понятную интерпретацию выполняемых действий, но не способны обучаться, то есть производить автоматическую настройку параметров функций принадлежности на основе известной информации. В противоположность к ним искусственные нейронные сети могут настраивать свои параметры (весовые коэффициенты), но реализуемые ими функции не поддаются понятной интерпретации. Гибридные нейро-нечеткие системы (ННС) нашли самую большую область применения среди всех возможных методов синтеза нечетких множеств и нейронных сетей. Связано это с тем, что именно они позволяют наиболее полно использовать сильные стороны нечетких систем и искусственных нейронных сетей. С одной стороны, они могут рассматриваться как нечёткие системы (а значит, понятно интерпретировать получаемые результаты), а с другой – как нейронные сети, состоящие из нейронов специального вида (а значит, могут обучаться). Наиболее

распространенной архитектурой ННС являются адаптивные нейро-нечеткие системы вывода ANFIS (от англ., Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)

Входящие в гибридную сеть переменные фаззифицируются – т.е. задается вид функции принадлежности (треугольный, сигмоид, гауссиан и т.п.) и конкретное ее значение, соответствующее входящей переменной. Далее идут операции над нечеткими множествами, формируется нечеткий вывод, затем в результате дефаззификации получаем четкий вывод - числовое значение выходной переменной [2].

Имея базу экспериментальных данных испытания данного материала на усталость, мы можем предсказать значение ее усталостной долговечности при определённых параметрах. Эти параметры будут служить нам входными и выходными переменными при построении нейро-нечёткой модели.

При этом данная модель зачастую адекватнее сложной и громоздкой аналитической модели, создается проще и быстрее. При изменении неких констант она легко переобучается.

Рассмотрим этот подход на примере усталостной долговечности стали ХН51ВМТЮКФР в зависимости от температуры испытания после операции шлифования. Первая входная переменная будет соответствовать температуре испытания t , вторая – амплитуде переменных напряжений σ_a . Выходной переменной будет служить усталостная долговечность N . Данные были взяты из [3].

Разработка гибридной сети и работа с ней проводились в математическом пакете MATLAB 7 в редакторе Anfisedit, который реализует систему нечеткого вывода Сугено в виде пятислойной нейронной сети прямого распространения сигнала.

Проверили точность построенной системы на тех данных, которые не вошли в обучающую выборку ($t=850^\circ$, $\sigma_a=315\text{МПа}$). Получили значение N , равное $6.3682 \cdot 10^6$. Сравнивая это значение со значением, взятым из имеющихся экспериментальных данных[3], видно, что они очень близки и относительная погрешность составляет всего 0.36%. Таким образом, построенную нечеткую модель гибридной сети можно считать достаточно точной для прогнозирования УД.

На рис. 1 приведена поверхность “входы-выход”, где входами являются влияющие факторы температура t и амплитуда переменных напряжений σ_a , выходом – число циклов N .

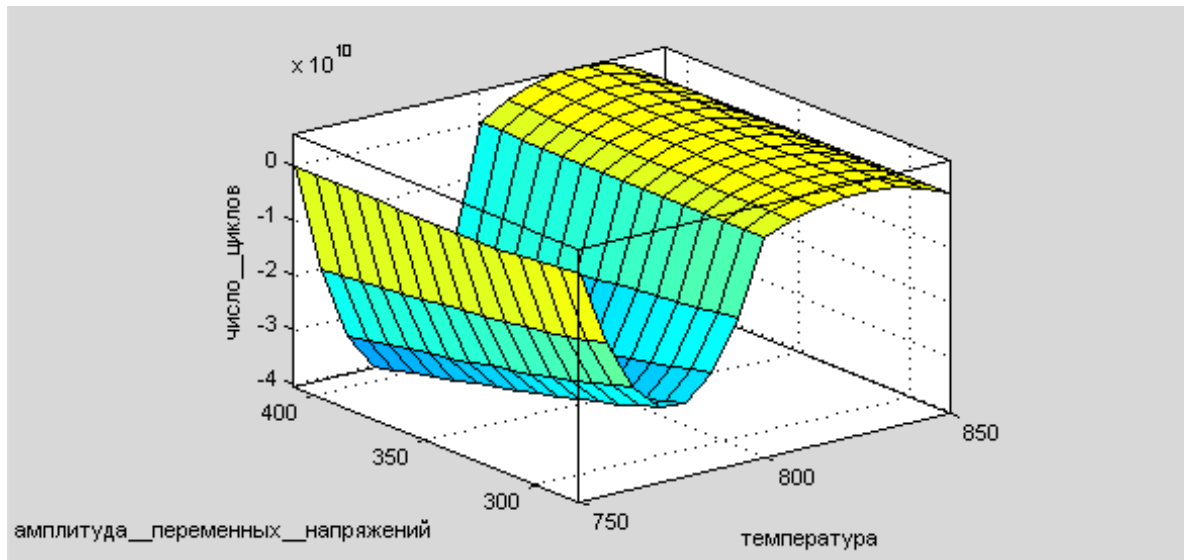


Рис. 1 - поверхность “входы-выход”, соответствующая синтезированной нечеткой системе

Также, данный подход был проверен на примере образцов из стали 30ХГСНА, которые были обработаны пневмодинамическим упрочнением после шлифования [4]. Для этого построили отличную от предыдущего случая нейро-нечёткую модель с иными входными и выходными параметрами. Входными переменными приняли действующие на глубине x остаточные напряжения σ_{H} и твердость HV01, а выходной переменной приняли относительную усталостную долговечность η . Рассмотрели изменение этих параметров с шагом 10 мкм: на этом массиве произвели обучение ННС. Тестирующая выборка была получена по значениям η и HV01, полученным с диаграммы рис.2 через шаг 10 мкм (сдвиг относительно обучающей выборки 5 мкм). Результаты прогнозирования η нанесены на диаграмму рис.2.

Видно, что расчетные значения, полученные с использованием ННС, практически лежат на кривой распределения η . Это свидетельствует о том, что применение ННС дает такие же результаты, как и расчет по аналитическим зависимостям автора [4] и, кроме того, проще и быстрее в реализации.

Проверка адекватности нейро-нечёткой модели также, как и в предыдущем случае, показала, что применение ННС эффективное и достаточно точное в прогнозировании усталостной долговечности.

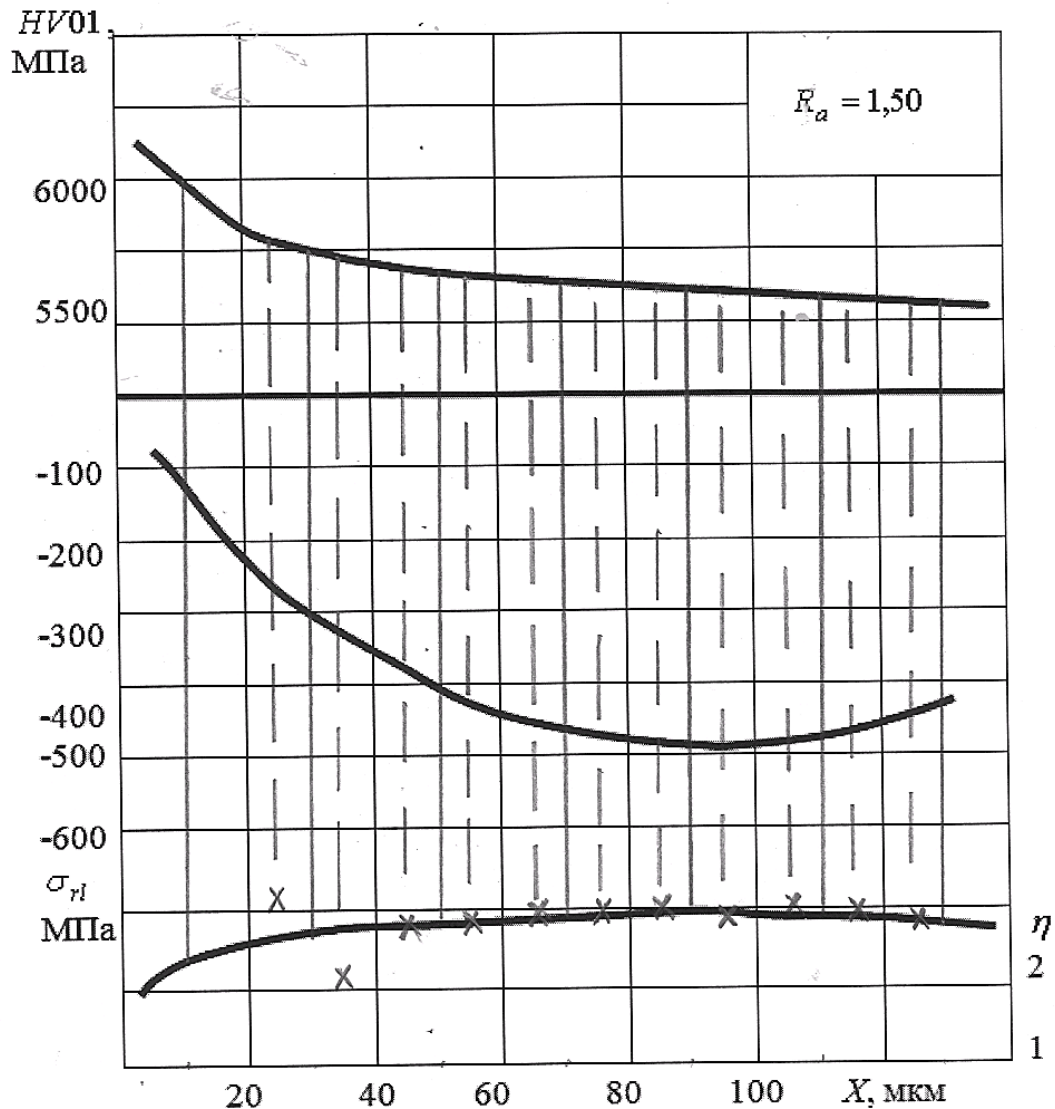


Рис. 2 - Распределение микротвердости HV01, осевых остаточных напряжений σ_{rl} , относительной усталостной долговечности η по глубине поверхностного слоя стали 30XГСНА после операции пневмодинамического упрочнения; x- выходные данные проверочной выборки

ВЫВОДЫ

1. Показана эффективность применения ННС для прогнозирования усталостной долговечности металлов с учетом влияния различной температуры эксплуатации и технологий поверхностной обработки.
2. Можно предположить, что ННС будут эффективны для определения и других характеристик прочности и пластичности материала.
3. Разработка, обучение и применение ННС для целей прогнозирования проще и быстрее, чем создание расчетных зависимостей (эмпирических, феноменологических, полуэмпирических) и их применение.
4. Для прогнозирования с применением ННС возможно использование нечеткой информации, которая не учитывается при применении аналитических расчетных зависимостей.

Литература

1. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Данута Рутковская, Мачей Пилиньский, Лешек Рутковский; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 452 с. – ISBN 5-93517-103-1(в пер.).
2. Дьяконов, В.П. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики / В.П. Дьяконов, В.В. Круглов – М.: Солон-Пресс, 2006 – ISBN 5-98003-255-X.
3. Мухин В.С. Поверхность: технологические аспекты прочности деталей ГТД. –М:Наука,2005.-296 с. – ISBN 5-02-035038-9
4. Щипачев, А.М. Методы расчета усталостной долговечности и предела выносливости с учетом модифицированных поверхностных слоев / А.М. Щипачёв. Уфа: УТИС, 2000. – 110 с. – ISBN 5-88469-058-4.