

УДК 681.3

НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИЗ ДЕФЕКТОВ МИКРОСТРУКТУРЫ ПОВЕРХНОСТИ МЕТАЛЛОВ И СПЛАВОВ

Андреева О.В., Дмитриев Д.В.

ФГБОУ ВПО «Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева», Нижний Новгород, Россия (603950, Нижний Новгород, ГСП-41, ул. Минина, д. 24), e-mail: andreevaov@gmail.com

Рассмотрены проблемы, затрудняющие широкое использование методов прогнозирования остаточного ресурса деталей машин и конструкций на основе количественной оценки степени поврежденности микроструктуры поверхности. Предложен алгоритм нейросетевого метода прогнозирования остаточного ресурса металлов и сплавов, использующий автоматизированную обработку изображений микроструктуры поверхности. В основе предлагаемого алгоритма лежит использование особых точек, выделяемых на поврежденной в процессе циклического нагружения микроструктуре. Предлагаемый метод призван увеличить скорость работы по определению поврежденности микроструктуры поверхности металлов и сплавов, а также снизить стоимость таких работ. Также возможно использование полученного алгоритма в совокупности с работой эксперта с целью повышения качества анализа. Использование данного метода наряду с применением нейросетевых технологий позволяет автоматизировать процедуру формирования оценок ресурсных характеристик металлов и сплавов при достаточной точности и объективности.

Ключевые слова: нейронная сеть, изображение микроструктуры металла, поврежденность поверхности, предварительная обработка изображений.

THE NEURAL NETWORK ANALYSIS OF THE METALS AND ALLOYS SURFACE MICROSTRUCTURE DEFECTS

Andreeva O.V., Dmitriev D.V.

“Nizhny Novgorod State Technical University n.a. R.E. Alekseev” Nizhny Novgorod, Russia (603950, Nizhny Novgorod, street Minin, 24), e-mail: andreevaov@gmail.com

The problems that hinder the widespread use of methods of the residual life prediction for the machine details and constructions, based on a quantitative assessment the degree of damage the surface microstructure of metals and alloys, were considered. The algorithm of neural method for the metals and alloys residual life prediction, using automated image processing of microstructure surface, was proposed. This algorithm is based on the singular points that were allocated from the injured surface of the microstructure. This algorithm can improve the accuracy and objectivity of the resource characteristics of metals and alloys. Also it is possible to use the resulting algorithm in conjunction with the work of experts in order to improve the quality of analysis.

Keywords: neural network, the metal microstructure image, the surface damage, images pre-processing.

Детали машин и конструкций в процессе эксплуатации подвергаются циклическому нагружению. Характеристики сопротивления циклическому нагружению (физический или ограниченный пределы выносливости) существенно зависят от того, при каких условиях (факторах) происходит циклическое нагружение. Проектирование нового оборудования с заданными ресурсными характеристиками, либо оценка остаточного ресурса деталей машин и конструкций требует, в идеале, построения всей кривой усталости для рассматриваемого объекта в условиях действующих факторов, либо определения отдельных ее характеристик. Методы экспериментального построения кривой усталости не всегда приемлемы, поскольку, например, объекты имеют большой масштаб, высокую стоимость, уникальный характер. Необходима разработка методов прогнозирования ресурсных характеристик. Такие методы особенно привлекательны, если их разработка, а также последующая верификация основаны

на информации, получаемой без разрушающего контроля, например, прогнозирование ресурсных характеристик на основе анализа микроструктуры поверхности. Общей проблемой для данных методов является сравнительно низкая точность количественной оценки числа элементов поврежденной микроструктуры поверхности, обусловленная субъективностью оценок, выполняемых специалистом, проводящим анализ. Желание повысить точность таких оценок делает необходимым решение следующих задач – автоматизацию обработки изображения микроструктуры поверхности и разработку процедуры метода прогнозирования остаточного ресурса на основе сопоставления степени поврежденности микроструктуры поверхности и ресурса циклически нагружаемой детали или конструкции. Вариант решения этих задач на основе использования особых точек на поврежденной микроструктуре поверхности и рассматривается в настоящей работе.

Модели количественной оценки степени поврежденности поверхности

Усталостные повреждения зарождаются преимущественно на свободной поверхности детали, представляющей собой интеграционный объект совместного действия ряда факторов на материал. В приповерхностном слое материала накапливаются повреждения в виде полос скольжения. По полосам скольжения уже качественно можно судить о поведении конструкционного материала при циклической нагрузке. Процесс усталости отображается в повреждениях поверхности и показателе сопротивления усталости [1].

Известен ряд методов прогнозирования отдельных показателей сопротивления усталости на основе количественной оценки степени поврежденности микроструктуры поверхности металлов и сплавов ([1], [2]), в которых в качестве количественного показателя степени поврежденности используются либо абсолютные величины чисел характерных элементов поврежденной микроструктуры поверхности (числа грубых полос скольжения, их ширина и длина) [2], либо комбинации из таких чисел [1]. На этом методе остановимся подробнее. За критерий оценки поведения материала при его деформации принимают поврежденность поверхности Φ . Чтобы дать ее количественную оценку, надо поврежденность материалов представить как функцию многих факторов, таких как число зерен на микроструктуре n_{31} , число поврежденных зерен n_{32} , разность чисел неповрежденных и поврежденных зерен по всей их площади n_{33} , число зерен, поврежденных широкими полосами скольжения n_{34} , общее число полос в поврежденных зернах n_{n1} , число широких, извилистых и прерывистых полос скольжения n_{n2} , фактическая площадь микроструктуры F_m и площадь рабочей поверхности образца $F_{обр}$ т. е.

$$\Phi = f(n_{31}, n_{32}, n_{33}, n_{34}, n_{n1}, n_{n2}, F_m, F_{обр}) \quad (1)$$

Поврежденность поверхности прямо пропорционально зависит от следующих относительных величин: n_{32}/n_{31} , n_{34}/n_{33} , n_{n2}/n_{n1} , $F_m/F_{обр}$, при этом с увеличением числа

циклов N величины n_{31} , F_M и $F_{обр}$ оказываются неизменными. Пять других величин: n_{32} , n_{33} , n_{34} , n_{n1} , n_{n2} – возрастают. Более сильное влияние на поврежденность поверхности, приводящее к катастрофической трещине, оказывают величины n_{32} , n_{34} , n_{n2} , то есть в каждой паре отношений в числителе помещены превалирующие факторы. Таким образом, поврежденность поверхности можно определить по формуле [1]:

$$\Phi = \frac{n_{32} n_{34} n_{n2} F_M}{n_{31} n_{33} n_{n1} F_{обр}} \quad (2)$$

Следует отметить, что если число поврежденных зерен равно 0, то n_{32} , n_{33} , n_{34} , n_{n1} , n_{n2} отсутствуют, и поврежденность поверхности равна нулю, что справедливо для исходной, неповрежденной структуры. Если число поврежденных зерен не равно нулю, то число любых полос не должно быть равно нулю, т.е. если $n_{n1} \neq 0$, а $n_{n2} = 0$, то $\Phi=0$, что противоречит физическому смыслу, и в случае получения такого результата расчет отвергается, так как при наличии поврежденных зерен $\Phi \neq 0$ [1].

Экспертная оценка с использованием данной формулы имеет ряд специфических особенностей, к которым относятся стоимость и скорость работы ввиду сложности вычислений, а также определенная вероятность ошибки, обусловленная человеческим фактором. С целью увеличения скорости работы, а также снижения вероятности ошибки предлагается рассмотреть возможность применения нейронных сетей для определения значения поврежденности поверхности.

Предлагаемый алгоритм

Прогнозирование остаточного ресурса деталей машин и конструкций производится на основе исследования и количественной обработки изображения микроструктуры поверхности [3].

Предлагаемый метод количественной оценки поврежденности поверхности состоит из трех основных этапов:

1. Предобработка изображения.

Полученное изображение микроструктуры металла подвергается предварительной обработке для определения информационных признаков, которые являются входными характеристиками для нейронной сети.

На первом этапе предобработки полутоновое изображение $f(x,y)$ подвергается бинаризации. Изображение разбивается на равные по форме участки. Каждый из участков анализируется, и для него выбирается оптимальный порог бинаризации, который позволяет определить значение точки в процессе бинарного преобразования. Также учитываются найденные пороги для соседних областей с целью минимизировать возможные ошибки в местах с сильными дефектами изображения.

На втором этапе предобработки изображения микроструктуры производится скелетизация изображения. Основная задача этой процедуры – построение линии (скелета), проходящей по центру анализируемого объекта. Работа процедуры заключается в последовательном симметричном удалении граничных точек объектов до тех пор, пока не будут получены линии толщиной в один элемент, которые и называются «скелетами» исходных объектов.

2. Выделение особых точек в микроструктуре.

Полученное на предыдущем этапе изображение используется для выделения особых точек. На данном этапе производится поиск конечных точек, точек ветвления и линий. Если в окрестности из девяти точек есть только одна черная, следовательно, она является конечной точкой. Если же их две, то данная точка является частью линии. Точка считается точкой ветвления в случае, если её окружают три черные точки [4].

В итоге формируется вектор особых точек (вектор пар координат), однозначно характеризующий изображение микроструктуры металла.

3. Нейросетевая обработка информационных признаков изображения.

Для формирования процедуры оценки поврежденности поверхности можно эффективно использовать байесовские методы обучения нейронных сетей [5], такие как многослойный перцептрон или сети на основе радиальных базисных функций. Каждая из этих сетей позволяет решать задачу восстановления зависимостей на основе обучающей выборки и обладает универсальной аппроксимирующей способностью.

Рассмотрим далее решение поставленной задачи с помощью многослойного перцептрона с одним промежуточным слоем. Количество нейронов во входном слое определяется умножением на 2 количества особых точек во входном векторе (поскольку точка характеризуется значением двухмерной системы координат на исследуемой поверхности). Начальное количество нейронов в скрытом слое берется вдвое меньше количества нейронов входного слоя. В дальнейшем, по результатам обучения и моделирования количество нейронов скрытого слоя может изменяться. В выходном слое проектируемой сети находится один нейрон.

Обучающая выборка формируется с использованием вектора, полученного на предыдущем этапе (вектор пар координат особых точек), в соответствие которому ставится значение поврежденности поверхности Φ . Моделирование обучения нейронной сети с применением разработанного алгоритма свидетельствует о достаточно хорошей согласованности нейросетевых и экспертных оценок.

Предлагаемый метод призван увеличить скорость работы по определению поврежденности микроструктуры поверхности металлов и сплавов, а также снизить

стоимость таких работ. Также возможно использование полученного алгоритма в совокупности с работой эксперта с целью повышения качества анализа.

Заключение

Рассмотрены проблемы прогнозирования остаточного ресурса деталей машин и конструкций с использованием метода количественной оценки степени поврежденности микроструктуры. Предложен метод предобработки изображений микроструктуры поверхности, основанный на использовании особых точек, образованных на поврежденной микроструктуре поверхности. Использование данного метода наряду с применением нейросетевых технологий позволяет автоматизировать процедуру формирования оценок ресурсных характеристик металлов и сплавов при достаточной точности и объективности.

Список литературы

1. Шетулов Д.И., Андреев В.В. Прогнозирование долговечности деталей машин по нестандартным физико-механическим параметрам конструкционных материалов // Изв. АН РФ. Металлы. 1998. № 3. С.55-59.
2. Гончар А.В., Руденко А.Л., Мишакин В.В. Исследование микропластической деформации конструкционной стали на начальном этапе усталостного нагружения методами неразрушающего контроля // Деформация и разрушение материалов. 2012. № 7. С.37-42.
3. Андреев В.В. Предел выносливости металлов на обобщенной зависимости приведенных параметров сопротивления усталости. Н.Новгород: Изд. Нижегородского гос. технич. ун-та, 2003. 304с.
4. Бутаков Е.А., Островский В.И. Обработка изображений на ЭВМ. М.: Радио и связь, 2007. 240 с.
5. Дмитриев Д.В., Андреева О.В. Разработка методов и алгоритмов верификации изображений на основе нейронных сетей // XIX Нижегородская сессия молодых ученых. Технические науки. Н-Новгород: НИУ РАНХ и ГС, 2014. С. 80-83.

Рецензенты:

Моругин С.Л., д.т.н., профессор, профессор кафедры «Компьютерные технологии в проектировании и производстве», ФГБОУ ВПО «Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева», г. Нижний Новгород.

Крылов В.В., д.т.н., профессор, начальник лаборатории «Технологии больших данных», ФГБОУ ВПО «Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева», г. Нижний Новгород.