

АВТОМАТИЗАЦИЯ ОЦЕНКИ СТЕПЕНИ ПОВРЕЖДЕННОСТИ МИКРОСТРУКТУРЫ ПОВЕРХНОСТИ МЕТАЛЛОВ И СПЛАВОВ

Андреева О.В.¹, Орехова Е.Е.¹

¹ФГБОУ 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 прогнозирования остаточного ресурса деталей машин и конструкций с использованием метода количественной оценки степени поврежденности микроструктуры. Выявлена задача автоматизации оценки ресурсных характеристик металлов и сплавов на основе анализа изображений микроструктуры поверхности. Вариант решения поставленной задачи сформирован определен в настоящей работе. Предложен алгоритм, использующий метод главных компонент и линейный дискриминантный анализ. Сформированный метод призван увеличить скорость, а так же сократить стоимость работ по определению поврежденности микроструктуры поверхности металлов и сплавов и снизить процент ошибок таких работ. Полученные результаты свидетельствует о достаточно хорошей согласованности разработанного алгоритма и экспертных оценок. Использование данного алгоритма позволяет повысить точность и объективность оценок ресурсных характеристик металлов и сплавов.

Ключевые слова: изображение микроструктуры металла, поврежденность поверхности, предварительная обработка изображений, линейный дискриминантный анализ, метод главных компонент.

AUTOMATIC MEASURING THE SURFACE MICROSTRUCTURE DAMAGE OF THE METALS AND ALLOYS

Andreeva O.V.¹, Orehova E.E.¹

¹ "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 of residual life prediction for the machine parts and structures using the method of quantifying the degree of the microstructure damage were considered. Identified assessment task for automation resource characteristics of metals and alloys based on image analysis of the microstructure of the surface. The case to solve this problem is formed and defined in this paper. An algorithm that uses the principal component analysis and linear discriminant analysis was proposed. Formed method is designed to increase the speed, as well as reduce the cost of the damage to determine the microstructure of the surface of metals and alloys. The results indicate a fairly good consistency of the algorithm and expert estimates.

Keywords: the metal microstructure image, the surface damage, images pre-processing, linear discriminant analysis, principal component analysis.

Автоматизация процесса прогнозирования ресурсных характеристик деталей машин и конструкций позволяет сократить расходы на определение возможного времени эксплуатации той или иной металлоконструкции. В связи с этим, актуальной является задача формирования механизма определения долговечности изделий. Одними из методов, позволяющих провести анализ ресурсных характеристик является метод, основанный на анализе микроструктуры поверхности. Для данного метода характерна сравнительно низкая точность количественной оценки числа элементов поврежденной микроструктуры поверхности. Необходимость повысить точность таких оценок делает актуальным решение следующих задач – автоматизацию оценки степени поврежденности микроструктуры поверхности металлов и сплавов. Вариант решения этой задачи на основе использования

метода главных компонент и линейного дискриминантного анализа рассматривается в настоящей работе.

Модель 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].

Прогнозирование остаточного ресурса деталей машин и конструкций производится на основе исследования и количественной обработки изображения микроструктуры поверхности [2].

Анимация процесса усталостного разрушения приведена на рисунке 1 [5].

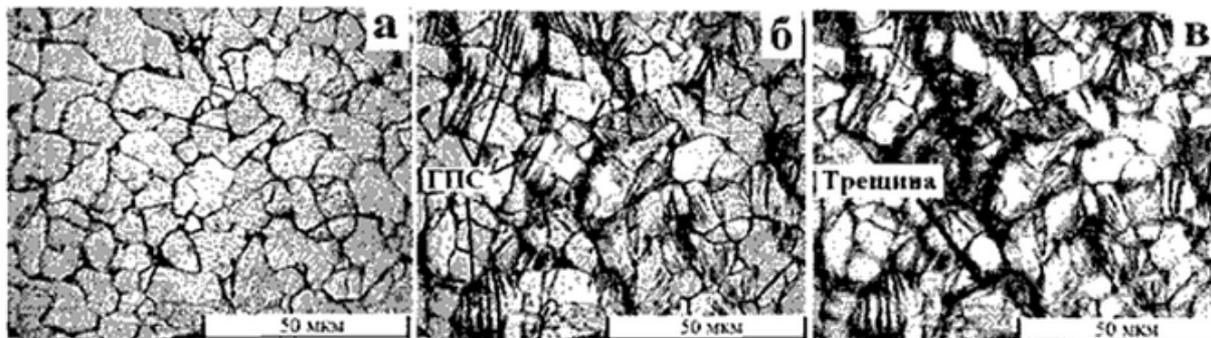


Рис.1. Фотографии поверхности микрошлифа стали одной и той же области исследования: а – исходное состояние материала до нагружения; б – после 100 тыс. циклов нагружения; в – после образования макротрещины;

За критерий оценки поведения материала при его деформации принимают поврежденность поверхности Φ . Очевидно, что данный параметр зависит от многих факторов, среди которых число зерен на микроструктуре, число поврежденных зерен, общее число полос скольжения в поврежденных зернах, фактическая площадь микроструктуры и площадь рабочей поверхности образца. Экспертная оценка поврежденности поверхности с использованием данных параметров затруднена сложностью обработки и приводит к снижению точности и оперативности оценок. С целью повысить точность и снизить стоимость работ был предложен метод автоматической обработки поверхности изображений металлов и сплавов.

Предлагаемый алгоритм

Для анализа использовались по 60 образцов из следующих групп изображений с соответствующей степенью поврежденности – изображения исходного состояния материала до нагружения, после 100 000 циклов нагружения и после образования трещины.

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.

Полутоновое изображение 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. Так же учитываются найденные пороги для соседних областей с целью минимизировать возможные ошибки в местах с сильными дефектами изображения [3][4].

2. Определение числа объектов на изображении.

После преобразования изображения в бинарный формат определим матрицу меток и проанализируем её. Один из возможных путей отображения матрицы меток состоит в использовании псевдоцветного индексного изображения. В псевдоцветном изображении числа, которые идентифицируют каждый объект в матрице меток, отображаются разным цветом, который связан с соответствующей палитрой цветов. Такое представление позволяет различать различные объекты. Из пред обработанного изображения получаем: число зерен, средний размер зерна, площадь вне зерна, коэффициент заполнения.

3. Классификация.

При решении задач классификации исходные данные должны быть соответствующим образом подготовлены. Получившийся массив данных (3 класса по 60 образцов) был разбит на две части: обучающую и проверочную выборки. В первое подмножество вошли по 50 первых образцов из каждого класса (всего 150 образцов), а во второе подмножество – оставшиеся в каждом классе 10 образцов (всего 30 образцов). В таблице 1 приведены основные статистические характеристики обучающего и проверочного наборов для каждого класса - средние значения (m) каждой переменной и их среднеквадратичные отклонения (s).

На основе полученных данных можно заключить, что разбиение на обучающий и проверочный наборы было сделано правильно – соответствующие параметры похожи.

Таблица 1

Основные статистические характеристики обучающего и проверочного наборов для каждого класса

Тренировка				
	Число зерен	Размер зерна	S вне зерна	Коэф запол
mA	137,417	920,781	38722,04	0,90
mB	326,25	296,872	67766,79	0,66
mC	519,75	171,391	75534,96	0,76
sA	10,0733	68,7273	34,81814	0,01
sB	5,70469	5,37354	180,3202	0,01
sC	8,64895	2,8298	27,8216	0,00

Тестирование				
	Число зерен	Размер зерна	S вне зерна	Коэф запол
mA	132,197	995,692	38723,42	0,91
mB	342,958	293,334	67885,99	0,66
mC	517,9	170,675	75505,77	0,76
sA	15,1808	34,9747	28,06532	0,02
sB	27,0938	6,52413	37,96914	0,01
sC	12,8103	3,5497	38,53972	0,00

Для классификации выбраны методы главных компонент (*PCA*) и линейного дискриминантного анализа (*LDA*). Это двух классовые дискриминаторы, следовательно, классификацию необходимо проводить в два шага. Сначала строятся классификаторы, отделяющие класс 1, то есть изображения до нагружения от всех других изображений, объединенных в класс 23 (после 100 000 тысяч циклов и после образования трещины). Затем были построены вторые классификаторы, разделяющие классы 2 и 3. В процессе работы *LDA* алгоритма для каждого образца вычисляются *LDA*-счета f_1 и f_2 . Образец относится к классу 1, если $f_1 > f_2$, и, наоборот, к классу 2, если $f_1 < f_2$.

При исследовании данных методом *PCA*, особое внимание уделяется графикам счетов. Они несут в себе информацию, полезную для понимания того, как устроены данные. На графике счетов каждый образец изображается в координатах обозначаемых PC1 и PC2. Близость двух точек означает их схожесть, т.е. положительную корреляцию. Точки, расположенные под прямым углом, являются некоррелированными, а расположенные диаметрально противоположно - имеют отрицательную корреляцию. На рисунках 2 и 3 изображены результаты классификации.

В *LDA* есть ошибки в обучении: четыре образца из класса 3 ошибочно отнесены к классу 2. В тестовом наборе ошибок нет.

Из *PCA* графиков видно, что двух главных компонент достаточно для моделирования данных. Образцы были корректно отнесены к соответствующим классам. В тестовом наборе ошибок нет.

Полученные результаты свидетельствует о достаточно хорошей согласованности разработанного алгоритма и экспертных оценок.

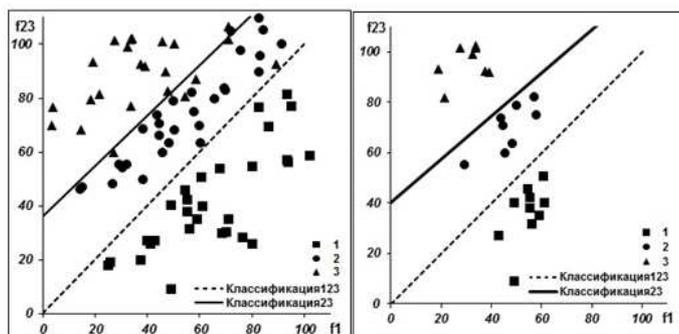


Рис.2. Результат LDA между классами для обучающей и тестовой выборки

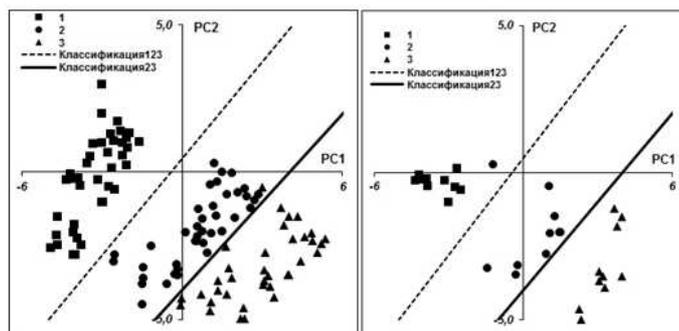


Рис.3. Результат PCA между классами для обучающей и тестовой выборки

Рассмотрены проблемы прогнозирования остаточного ресурса деталей машин и конструкций с использованием метода количественной оценки степени поврежденности микроструктуры. Предложен метод автоматизации оценки ресурсных характеристик металлов и сплавов с применением линейного дискриминантного анализа и метода главных компонент. Метод призван увеличить скорость работы по определению поврежденности микроструктуры поверхности металлов и сплавов и снизить стоимость таких работ.

Список литературы

1. Андреев В.В., Шетулов Д.И. Прогнозирование долговечности деталей машин по нестандартным физико-механическим параметрам конструкционных материалов // Изв. АН РФ. Металлы. 1998. №3. С.55-59.
2. Андреева О.В., Дмитриев Д.В. Андреев В.В. Прогнозирование остаточного ресурса металлов и сплавов на основе нейросетевого метода оценки степени поврежденности микроструктуры поверхности // Нейрокомпьютеры: разработка, применение № 11, 2014. С. 68-71.
3. Андреева О.В. Дмитриев Д.В, Крылова Н.С., Мартынюк М.В. К вопросу о проведении верификации изображений лиц на основе нейронных сетей // Датчики и системы № 5 (180), 2014. С.56-58.

4. 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.
5. Андреева О.В., Дмитриев Д.В. Нейросетевой анализ дефектов микроструктуры поверхности металлов и сплавов // Современные проблемы науки и образования. – 2014. – № 6; URL: www.science-education.ru/120-16491 (дата обращения: 13.04.2015)

Рецензенты:

Мисевич П.В., д.т.н., профессор кафедры «Вычислительных систем и технологий» Института радиоэлектроники и информационных технологий Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Нижегородский государственный университет им. Р.Е. Алексеева», г. Нижний Новгород;

Ломакина Л.С., д.т.н., профессор кафедры «Вычислительных систем и технологий» Института радиоэлектроники и информационных технологий Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Нижегородский государственный университет им. Р.Е. Алексеева», г. Нижний Новгород.