

В. В. ГАНЧЕНКО, Е. Е. МАРУШКО, Л. П. ПОДЕНОК, А. В. ИНЮТИН

ОЦЕНКА ИНФОРМАТИВНОСТИ ПАРАМЕТРОВ ПОВЕРХНОСТЕЙ МЕТАЛЛИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ ПО 2D- И 3D-ДАНЫМ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗЛОМОВ

Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси, г. Минск, Республика Беларусь

В работе проведена оценка информативности параметров поверхностей металлических объектов по 2D- и 3D-данным для классификации изломов. В качестве параметров рассмотрены текстурные характеристики Харалика, локальные бинарные образцы, макрогеометрические дескрипторы поверхностей металлических объектов, оцифрованных 3D-сканером. Проведенный анализ на основе оценки информативности позволил выбрать признаки, наиболее подходящие для решения задачи классификации изломов металлов. Результаты будут использованы для разработки комплекса методов судебно-экспертного исследования сложных полигональных поверхностей твердых объектов с применением автоматизированной системы анализа цифровых изображений.

Ключевые слова: излом металла, текстурные характеристики, макрогеометрические дескрипторы

Введение

Исследование микроструктуры поверхности излома позволяет определить структурную траекторию трещины – путь наименьшего сопротивления ее распространению. Однако на практике обычно приходится встречаться со сложным характером рельефа разрушения, содержащим морфологические элементы как хрупкого, так и вязкого излома [1]. Особенности разрушения отражаются на структуре поверхности разрушения. Тонкую структуру излома выявляют с помощью фрактографического анализа – исследования структуры поверхности разрушения в световом и просвечивающем (при помощи реплик) или сканирующем электронном микроскопах. Фрактографический анализ, получивший широкое развитие в последние годы, дает важную информацию о механизме разрушения.

Существуют разные методы исследования изломов [2]. Для исследования макроскопического, микроскопического строения изломов применяют оптический метод, методы световой микроскопии, электронной микроскопии, просвечивающей электронной микроскопии, стереоскопические, стереологический, оптико-структурного машинного анализа и измерение геометрических параметров изломов по голографическим изображениям.

Фрактография – это один из основных методов исследования разрушения конструкционных материалов, которая чаще всего носит качественный характер [2, 3]. Трудоемкость измерения параметров геометрии излома состоит в том, что иногда нет возможности, получить z-координаты рельефа на всех масштабных уровнях.

Однако плоское изображение не учитывает рельеф, которым обладает поверхность, образованная по любому механизму разрушения. Поэтому информации, получаемой из таких данных может оказаться недостаточно для надежной классификации изломов. Дополнительную информацию и описание механизма разрушения поверхности могут дать 3D-данные.

Одним из подходов к анализу подобных 3D-данных является оценка макрогеометрии поверхности. Макрогеометрия поверхности характеризует ее формы – овальность, граница, конусность для цилиндрических поверхностей, выпуклость или извернутость плоскости и т. п. [4]

Исходные данные

На исходных изображениях зарегистрированных фотокамерой и микроскопом с разным разрешением имеются обширные области

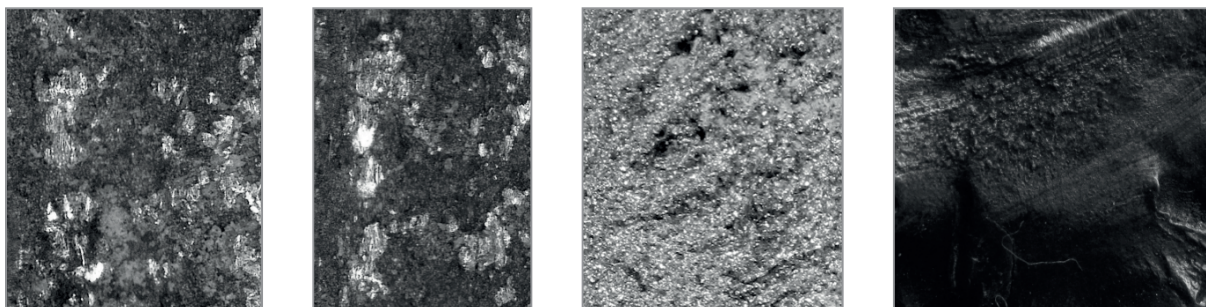


Рис. 1. Примеры изображений, подготовленных для анализа

фона и объекта с изломом, не содержащие собственно изображение излома.

Из визуально подходящих к анализу цветных цифровых изображений объектов были вырезаны прямоугольные фрагменты, содержащие 100% поверхность излома (рис. 1). Изображения были преобразованы в полутоновое представление, т.к. цвет изделия существенно зависит от освещенности и наличия ржавчины на образце.

Все имеющиеся исходные изображения были разделены на 3 группы по типу основного металла: стальные, медно-латунные и алюминиевые. Каждая группа была разбита на 3 подгруппы согласно типу излома, представленному на образце: хрупкий, вязкий и усталостный.

Информативность текстурных признаков

Были детально исследованы следующие группы текстурных признаков на предмет различения изломов трех типов:

- 13 признаков Харалика на базе матриц смежности значений яркости [5];
- локальные бинарные образы пикселей (LBP) [6].

Использовались следующие варианты признаков LBP:

- радиус = 3, количество шаблонов = 24;
- радиус = 5, количество шаблонов = 40;
- радиус = 7, количество шаблонов = 56.

Имя LBP признака содержит его параметры: $lbp_r<радиус>_h<индекс_шаблона>$. После вычисления признаков в каждом пикселе формируется гистограмма их значений. Эта гистограмма и рассматривается как набор признаков. Всего вычислялось 26 значений гистограммы LBP радиуса 3; 42 значений гистограммы LBP радиуса 5; 58 значений

гистограммы LBP радиуса 7. Всего исследовалось 139 признаков.

Оценка информативности признаков выполнялась на основе статистических процедур ANOVA, на базе F -статистики, рекурсивного исключения признаков, на основе $L1$ нормы. Кроме этого использовались ансамбль деревьев, который строит ряд рандомизированных деревьев решений и случайный лес. Выделялись лучшие оценки, найденные каждым методом в отдельности и по сумме нормализованных значений всех признаков.

ANOVA является аббревиатурой от «дисперсионного анализа» и представляет собой параметрический статистический тест гипотез для определения того, происходят ли средние значения двух или более выборок данных из одного распределения или нет.

F -статистика – это класс статистических тестов, которые вычисляют соотношение между значениями дисперсии, такими как дисперсия из двух разных выборок или объясненная и необъяснимая дисперсия, с помощью статистического теста.

Цель рекурсивного исключения признаков (RFE) состоит в том, чтобы выбрать признаки путем рекурсивного рассмотрения всё меньших наборов признаков. Оценивающая модель обучается на начальном наборе признаков, и важность каждого признака определяется коэффициентами модели. Затем наименее важные удаляются из текущего набора признаков. Эта процедура рекурсивно повторяется для сокращения набора признаков, пока не будет достигнуто желаемое количество наиболее информативных признаков.

Линейные модели, с нормой $L1$, имеют разреженные решения: многие из их коэффициентов равны нулю. Когда цель состоит в уменьшении размерности данных для

Т а б л и ц а 2. Наиболее информативные признаки, выделенные шестью методами

ANOVA		RFE		L1		ExtraTrees		Случайный лес		Комбинированная оценка	
Признак	Оценка	Признак		Признак	Коэфф. модели	Признак	Оценка	Признак	Оценка	Признак	Оценка
lbp_r7_h2	17,71	InverseDiff Moment	-	Sum Average	0,0053	lbp_r7_h1	0,024	lbp_r7_h2	0,045	lbp_r7_h2	2,99
lbp_r5_h2	11,62	Sum Entropy	-	Contrast	0,0011	lbp_r7_h2	0,024	lbp_r7_h1	0,032	SumAverage	2,02
lbp_r7_h3	10,25	Entropy	-	Variance	-0,0003	lbp_r7_h54	0,020	Variance	0,031	lbp_r7_h1	1,75
lbp_r7_h55	10,14	Difference Entropy	-	-	-	Entropy	0,017	Entropy	0,029	Variance	1,69
Variance	7,14	MeasOf Correlation1	-	-	-	lbp_r5_h38	0,015	lbp_r7_h54	0,029	lbp_r5_h2	1,67
lbp_r7_h0	6,67	MeasOf Correlation2	-	-	-	SumAverage	0,015	lbp_r5_h39	0,028	lbp_r7_h54	1,61
lbp_r5_h3	6,35	lbp_r5_h40	-	-	-	SumVariance	0,014	Contrast	0,028	lbp_r7_h55	1,53
ASM	6,21	lbp_r5_h41	-	-	-	ASM	0,014	Difference Entropy	0,025	Entropy	1,50
InverseDiff Moment	6,07	lbp_r7_h56	-	-	-	lbp_r5_h2	0,014	lbp_r7_h55	0,022	Contrast	1,42
lbp_r3_h3	5,67	lbp_r7_h57	-	-	-	Contrast	0,013	lbp_r7_h3	0,022	lbp_r7_h3	1,42

использования другим классификатором, ненулевые коэффициенты убираются. В качестве оценщика использовался линейный SVM классификатор с параметром $C = 0.01$.

Модель ExtraTrees (Extremely Randomized Trees) реализует ансамбль деревьев, который соответствует ряд рандомизированных деревьев решений на различных подвыборках набора данных, и использует усреднение для повышения точности прогнозов и контроля переобучения. ExtraTrees на каждом уровне дерева выбирает разделение признаков случайным образом.

Метод построения случайного леса реализует набор случайно построенных деревьев решений. Случайный лес на каждом уровне дерева выбирает разделение признаков на основании критерия Gini.

В табл. 2 представлены наиболее информативные признаки для изломов на примере медно-латунных сплавов.

На исследуемом наборе изображений изломов на двух группах металлических объектов наиболее информативными оказались

признаки LBP радиусов 3 и 7, а также признак Харалика – Variance.

Информативность макрогеометрических дескрипторов

Были исследованы сканы усталостного излома двух частей стальной шаровой опоры. Для экспериментов были предоставлены четыре скана шаровой и три конусной части объекта. В табл. 2 приведены макрогеометрические характеристики излома.

В таблице 2 S_{Δ} – площадь всех треугольников модели в мм^2 , S_{\perp} – сумма проекций треугольников на базовую плоскость в мм^2 . Отношения площадей в диапазоне 1,05–1,07 подтверждают ранее сделанное теоретическое предположение [7] о наличии усталостного излома стальной детали.

Из гистограммы отклонений нормалей, представленных на рис. 2, видно, что, несмотря на незначительную разницу в целом гистограммы схожи. Большинство нормалей имеет отклонения не более 15–20°.

Т а б л и ц а 2. Макрогеометрические характеристики излома

Характеристика	Шаровая часть				Конусная часть		
Площадь S_{Δ}	561	571	561	555	567	559	555
Площадь S_{\perp}	532	532	532	527	537	530	527
Отношение	1,05	1,07	1,05	1,05	1,06	1,05	1,05

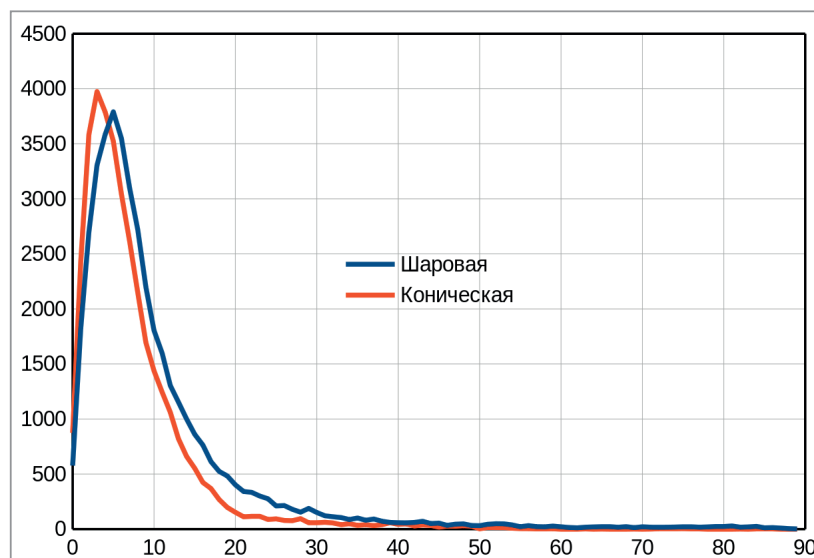


Рис. 2. Распределение отклонений нормалей граней полигональной модели поверхности излома от главной вертикали для двух смежных частей объекта

Вычисленные параметры Вейбулла (масштаб – scale и форма – shape) будем считать макропризнаками типа излома.

Заключение

В результате проведенного в работе исследования был проанализирован ряд текстурных характеристик изображений. В качестве таковых были выбраны текстурные характеристики Харалика, а также локальные бинарные образцы. Проведенный анализ на основе оценки информативности позволил выбрать признаки, наиболее подходящие для решения задачи классификации изломов металлов по их изображениям.

Помимо текстурных характеристик были проанализированы макрогеометрические дескрипторы поверхностей металлических объектов, оцифрованных 3D-сканером. Получаемые при анализе данные позволяют выделять макропризнаки типа излома, что позволит дополнить набор данных для их последующей классификации. Это позволит повысить надежность классификации.

Полученные результаты будут использованы в качестве основы для разработки комплекса методов судебно-экспертного исследования сложных полигональных поверхностей твердотельных объектов с применением автоматизированной системы анализа цифровых изображений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Э. Гудремон Специальные стали. – М.: Металлургия, 1966. – 1274 с.
2. Ежов, А. А. Дефекты в металлах. Справочник-атлас / А. А. Ежов, Л. П. Герасимова – М.: Русский университет, 2002. – 360 с.
3. Фрактодиагностика разрушения металлических материалов и конструкций / Г. В. Клевцов и др. – М.: МИСиС, 2007. – 264 с.
4. Пути и методы повышения надежности и долговечности изделий машиностроения и приборостроения: сборник / под ред.: Б. М. Бобкова, М. Ю. Кацнельсона, 1968. – 809 с.
5. Haralick, R. M. Textural features for image classification / R. M. Haralick, K. Shanmugam, I. H. Dinstein // IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, 1973. – № 6. – P. 610–621.
6. Ojala, T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns / T. Ojala, M. Pietikainen, T. Maenpaa // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2002. – Vol. 24. № 7. – P. 971–987.
7. Разработать алгоритмы автоматизированной классификации оцифрованных данных макро рельефа поверхности излома, полученных сканером Artec Space Spider. Разработать экспериментальное программное обеспечение для исследования макрогеометрических параметров изломов по результатам сканирования с помощью сканера Artec Space Spider [Текст]: отчет о НИР (заключительный) / ОИПИ НАН Беларуси; рук. Дудкин А. А. – Минск, 2020.

REFERENCES

1. **E. Goodremont** Special steels. – M.: Metallurgy, 1966. – 1274 p. [In russian]
2. **Yezhov, A.A.** Defects in metals. Directory-atlas / A.A. Ezhov, L.P. Gerasimova – Moscow: Russian University, 2002. – 360 p. [In russian].
3. Fractodiagnostics of destruction of metallic materials and structures / G.V. Klevtsov et al. – M.: MISiS, 2007. – 264 p. [In russian].
4. Ways and methods of increasing reliability and durability of mechanical engineering and instrument-making products: collection / under the editorship of BM Bobkov, M. Yu. Katsnelson, 1968. – 809 p. [In russian].
5. **Haralick, R.M.** Textural features for image classification / R.M. Haralick, K. Shanmugam, I.H. Dinstein // IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, 1973. – № 6. – P. 610–621.
6. **Ojala, T.** Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns / T. Ojala, M. Pietikainen, T. Maenpaa // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2002. – Vol. 24. № 7. – P. 971–987.
7. To develop algorithms for automated classification of digitized data of fracture surface macro-relief obtained by the Artec Space Spider scanner. To develop experimental software for studying macrogeometric parameters of fractures based on results of scanning using the Artec Space Spider scanner [Text]: research report (final) / OIPI NAS of Belarus; hands. Dudkin A.A. – Minsk, 2020. [In russian].

Поступила
25.10.2021

После доработки
15.11.2021

Принята к печати
01.12.2021

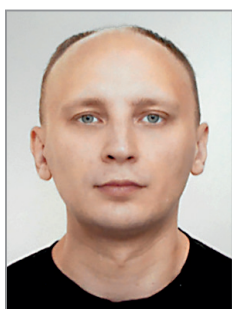
GANCHENKO V., MARUSHKO E., PODENOK L., INYUTIN A.

EVALUATION OF METAL OBJECTS SURFACE PARAMETERS INFORMATIVITY USING 2D- AND 3D-DATA FOR CLASSIFICATION OF FRACTURES

*The United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus,
Minsk, Republic of Belarus*

This article describes evaluation the information content of metal objects surfaces for classification of fractures using 2D and 3D data. As parameters, the textural characteristics of Haralick, local binary patterns of pixels for 2D images, macrogeometric descriptors of metal objects digitized by a 3D scanner are considered. The analysis carried out on basis of information content estimation to select the features that are most suitable for solving the problem of metals fractures classification. The results will be used for development of methods for complex forensic examination of complex polygonal surfaces of solid objects for automated system for analyzing digital images.

Keywords: metal fracture, texture features, macrogeometric descriptors



Ганченко Валентин Вячеславович, кандидат технических наук, область научных интересов – цифровая обработка сигналов, дистанционное зондирование.

Ganchenko V., PhD, research interests – digital signal processing, remote sensing.



Марушко Евгений Евгеньевич, область научных интересов – обработка изображений и распознавание образов в системах компьютерного зрения, обработка изображений дистанционного зондирования, обработка телеметрических данных в системах управления космическими аппаратами.

Marushko Y., research interests – image processing and pattern recognition in computer vision systems, remote sensing image processing, telemetry processing in spacecraft control systems.



Поденок Леонид Петрович, область научных интересов – обработка изображений и распознавание образов в системах компьютерного зрения, обработка изображений дистанционного зондирования.

Podenok L., research interests – image processing and pattern recognition in computer vision systems, remote sensing image processing.



Инютин Александр Владимирович, область научных интересов – обработка изображений и распознавание образов в системах компьютерного зрения, обработка изображений дистанционного зондирования.

Inyutin A., research interests – image processing and pattern recognition in computer vision systems, remote sensing image processing.