

БИНАРНАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ РЕПЕРНОЙ МИКРОМАРКИРОВКИ В ЗОНДОВОЙ МИКРОСКОПИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОНВЕНЦИОНАЛЬНЫХ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ

Гуляев П.В., к.т.н., старший научный сотрудник, Удмуртский Федеральный Исследовательский центр, РАН, Институт Механики, email: lucac@inbox.ru

BINARY CLASSIFICATION OF REFERENCE MICROMARKS IMAGES IN PROBE MICROSCOPY USING CONVENTIONAL PROCESSING METHODS

Gulyaev P.V.

The task of binary classification (recognition) of microlabeling images and background surface relief obtained in the process of micro-marks searching for using a probe microscope is considered. Typical images of markings consisting of segments oriented to each other at right angles are presented. The analysis of the possibilities of conventional processing methods for recognizing markings on images is carried out. A classification algorithm based on Erosion operation, threshold filtration and Hough transform is described. The classification used structural analysis of the Hough transform results, configured to search for straight line segments. Metrics for evaluating the effectiveness of the proposed solutions are given.

Key words: micromarks, reference labels, probe microscopy, image processing, recognition, binary classification.

Ключевые слова: микромаркировка, реперные метки, зондовая микроскопия, обработка изображений, распознавание, бинарная классификация.

Введение

Реперная микромаркировка используется для обозначения границ определенной области поверхности [1, 2], идентификации изделий или места расположения менее заметной (защитной) наномаркировки [3]. Реперная маркировка может быть сформирована с помощью кантилевера зондового микроскопа или наноиндентора нанотвердомера. Маркировка может состоять из отдельных отпечатков или серии смежных отпечатков, непрерывных линий или геометрических фигур. Для поиска маркировки на поверхности используется микроскопия высокого разрешения. В настоящей работе будет рассмотрено применение для этих целей сканирующей зондовой микроскопии (СЗМ), что не исключает использование полученных результатов для обработки изображений с других видов микроскопов.

Процесс поиска маркированной области поверхности с помощью зондового микроскопа представлен на рис. 1. Поле зрения микроскопа смещается «змейкой» с перекрытием между соседними позициями. Каждое полученное сканирующим зондовым микроскопом изображение (СЗМ-изображение) подвергается автоматической обработке и бинарной классификации (распознаванию), которая заключается в разделении изображений на содержащие элементы маркировки и фоновые. Если маркировка не обнаружена, то поле зрения смещается. При выявлении признаков маркировки выдается сообщение оператору. Продолжительность сканирования одного СЗМ-изображения может достигать несколько минут, а продолжительность всего процесса поиска – десятки минут, в связи с чем необходимость автоматизации основных процедур поиска (особенно

Рассмотрена задача бинарной классификации (распознавания) изображений реперной микромаркировки и фонового рельефа поверхности вокруг микромаркировки, получаемых в процессе ее поиска с помощью зондового микроскопа. Представлены типовые изображения маркировки, состоящей из ортогонально ориентированных линейных фрагментов. Проведен анализ возможностей конвенциональных методов обработки изображений для распознавания маркировки. Описан алгоритм классификации, основанный на морфологической операции эрозии, пороговой фильтрации и преобразовании Хафа. При классификации использовался структурный анализ результатов преобразования Хафа, настроенного на поиск отрезков прямых линий. Приведены метрики оценки эффективности предложенных решений.

классификации) становится очевидной.

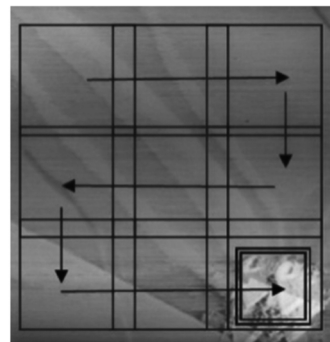


Рис. 1. Схема поиска маркировки со смещением поля зрения СЗМ

Форма маркировки

В работах [1, 3] описано применение дискретной реперной маркировки, состоящей из отдельных меток-отпечатков, с помощью которых обозначались направления смещения поля зрения микроскопа к целевому участку поверхности и угловые точки данного участка. В ряде случаев (рис. 2) использование (распознавание) дискретной маркировки может быть ограничено по следующим причинам:

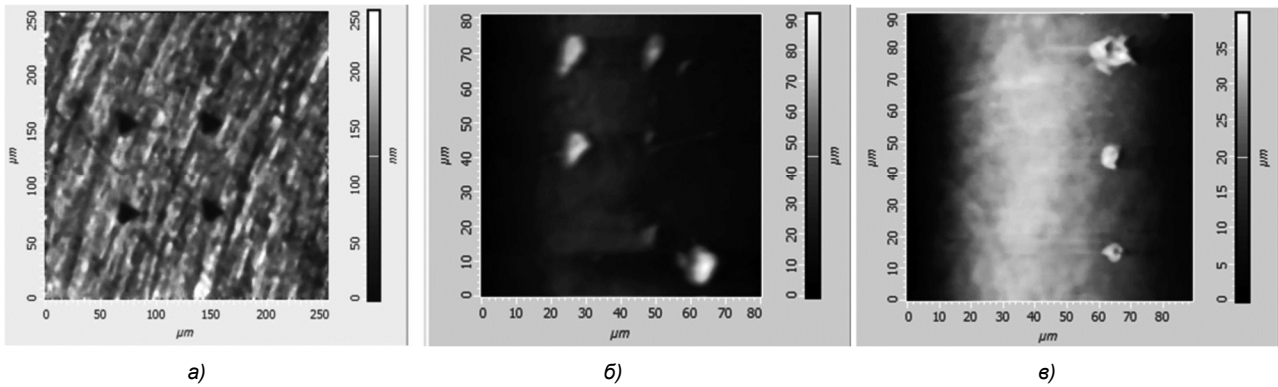


Рис. 2. Примеры трудно распознаваемой дискретной микромаркировки

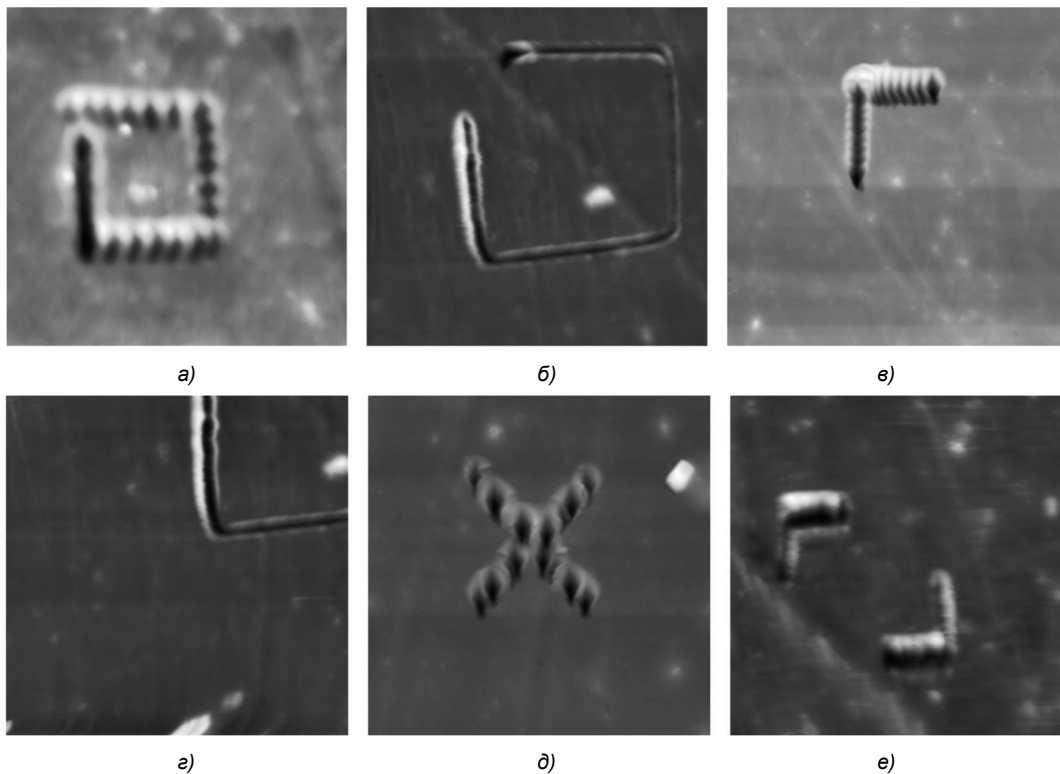
- наличие близких по размеру фоновых элементов (рис. 2, а, б);
- фрагментированность отпечатков маркировки (рис. 2, в);
- отсутствие в поле зрения микроскопа достаточного числа отпечатков (рис. 2, в) (при попадании в поле зрения 1-3 отпечатков распознавание маркировки маловероятно).

Первые две причины могут быть устранены посредством дополнительной обработки изображения (сглаживание, пороговая фильтрация, отсечение фона, выделение особых точек, анализ упорядоченности особых точек). Одним из очевидных путей устранения третьей причины является использование протяженных кластеризованных (рис. 3, а, в, д, к, л, м) или непрерывных реперных меток (рис. 3, б, г, е, ж, з, и), формирующих правильные геометрические фигуры: линии; кресты; прямоугольники. Такие метки имеют более выраженные и структурированные границы, что упрощает их обнаружение и распознавание. Однако, как показывает рис. 3, протяженные реперные метки помимо достаточно раз-

нообразной формы могут иметь индивидуальные дефекты и отклонения от правильной формы. В настоящее время универсальных алгоритмов распознавания подобного рода объектов не существует. Поэтому разработка таких алгоритмов, ориентированных, в частности, на использование конвенциональных методов обработки изображений, является актуальной задачей. В частности наибольший практический интерес представляют методы, реализованные в открытой программной библиотеке OpenCV.

Анализ применимости существующих методов распознавания

Существующие методы, потенциально пригодные для распознавания изображений маркировки, можно разделить на низкоуровневые, признаковые, контурные, структурные. Низкоуровневые методы используют функциональные преобразования изображения. Среди низкоуровневых методов можно выделить преобразование Фурье-Меллина, которое инвариантно к преобразованиям сдвига и поворота изображений. Однако преобразо-



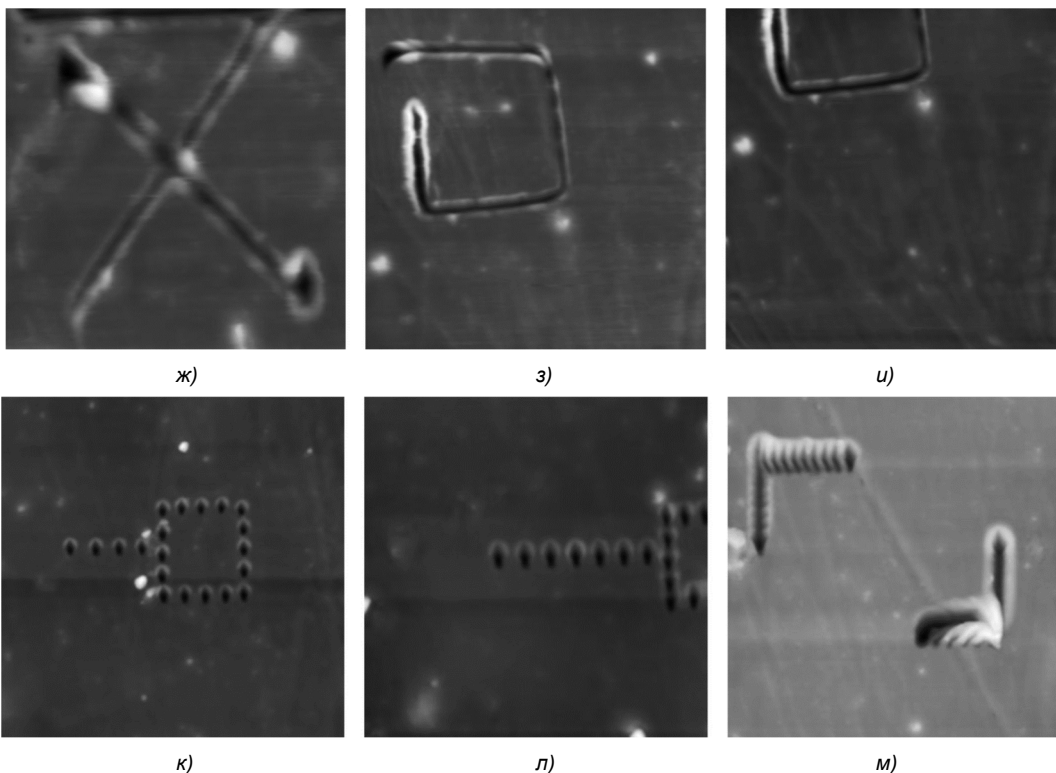


Рис. 3. Примеры реперной маркировки

вание Фурье-Меллина инвариантно к сравнительно простым изменениям и может быть неэффективно при существенных различиях изображений по яркости и контрасту [4], при изменениях масштаба [5], при влиянии помех и искажении формы метки. Например, рис. 4 показывает, что результаты сопоставления двух изображений (рис. 3, б, в) с помощью преобразования Фурье-Меллина могут иметь существенную погрешность даже при значительном перекрытии.

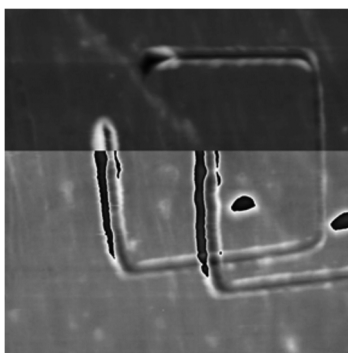


Рис. 4. Результат сопоставления двух изображений (рис. 3, б, в) с помощью преобразования Фурье-Меллина (получен с использованием [6])

Признаковые методы используют определенное функциональное представление окрестности пикселей изображения. К таким методам относят детекторы-дескрипторы особых точек Fast, Orb, Brief, Sift и алгоритмы их сопоставления. При распознавании особые точки полученного изображения сопоставляются с особыми точками эталонного изображения маркировки. При этом имеются два фактора, затрудняющих сопоставление. Первый – чувствительность детекторов-дескрипторов к шумам [7] и низкоуровневым искажени-

ям формы объектов, присущим СЗМ-изображениям. Второй – ложные соответствия особых точек, обусловленные наличием множества формально схожих объектов (зерна, поры). Например, рис. 5 демонстрирует неоднозначность трактовки результатов сопоставления изображений (рис. 3, б, в), полученных с помощью детектора Sift и метода Ransac [8, 9].

Контурные методы используют сравнение контуров, например, с помощью вычисления их моментов. Использование этих методов ограничивается частичным отражением маркировки, а также влиянием искажений изображений и наличием ложных контуров на фрагментах маркировки (рис. 6).

Наиболее адаптированным к распознаванию реперной маркировки являются структурные методы, использующие выделение объектов на изображении и их последующий анализ. К структурным методам, пригодным для распознавания маркировки, относятся метод сравнения с шаблоном и преобразование Хафа. Метод сравнения с шаблоном имеет ограниченную работоспособность при частичном попадании маркировки в кадр микроскопа. Преобразование Хафа позволяет обнаруживать окружности, прямоугольники, отрезки прямых линий. С учетом представленных выше типовых форм маркировки (рис. 3) представляется целесообразным использование преобразования Хафа для поиска параллельных и перпендикулярных друг другу отрезков, аппроксимирующих фрагменты маркировки. Для реализации преобразования Хафа в библиотеке OpenCV используется функция `cv::HoughLinesP`, которая подразумевает предварительное выделение границ методом Канни `cv::Canny`. Параметры указанных функций настраиваются после нанесения маркировки и получения ее предварительных изображений. Тем не менее, в

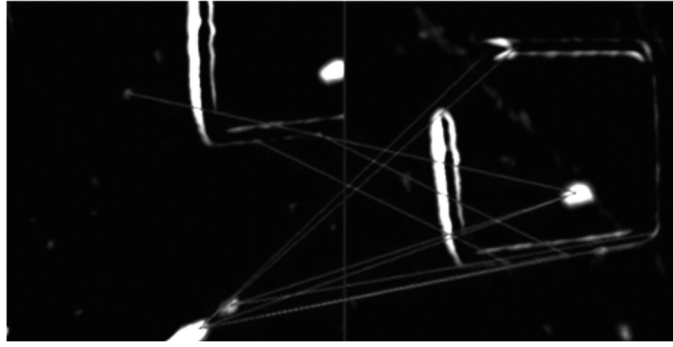


Рис. 5. Сопоставление особых точек с помощью детектора-дескриптора Sift [9]

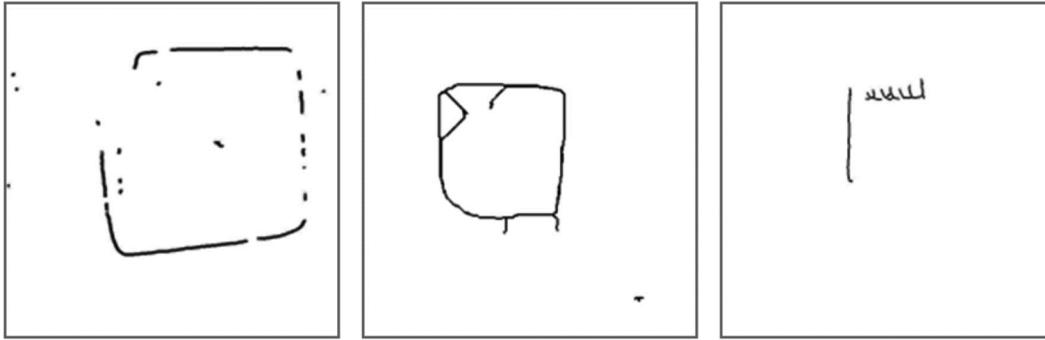


Рис.6. Выделение контуров маркировки, представленной на рис. 3, а-в

процессе последующего поиска маркировки может потребоваться предварительная обработка СЗМ-изображений и дополнительная настройка параметров преобразования Хафа, что вызвано изменением шумового фона, воздействием помех, изменением параметров зонда, загрязнением поверхности и т.п.

Предварительная обработка изображений

Описанные ниже методы ориентированы на обработку одноканальных изображений. Это связано с тем, что они фактически представляют собой карту высот поверхности, измеряемых с помощью зонда. Предварительные исследования преобразования Хафа показали его чувствительность к ряду особенностей СЗМ-изображений, препятствующих распознаванию реперной маркировки. К этому ряду можно отнести следующие особенности.

1. СЗМ-изображения содержат низкочастотные составляющие, обусловленные наклоном образца или неидеальностью сканера (обычно описывается поверхностью второго порядка), что снижает контрастность элементов маркировки на фоне низкочастотных составляющих изображения. Если маркировка находится в затемненной части изображения, то на ней выделяется меньше отрезков и повышается вероятность неверной классификации. К этим особенностям можно отнести следующее.

2. Фоновый рельеф поверхности около маркировки может содержать элементы (складки, террасы, волокна, зерна, помехи, частицы и т.п.), приводящие к преимущественной регистрации отрезков прямых линий вдоль их границ.

3. Помехи, загрязнения или неоптимальные настройки зондового микроскопа снижают контрастность маркировки.

4. При недостаточной кластеризации маркировки наблюдается избыточная фрагментация аппроксимирующих фрагменты маркировки отрезков.

Рассмотрим методы нивелирования приведенных особенностей.

Удаление наклона. Для удаления низкочастотных составляющих изображения, вызванных наклоном образца или неидеальностью сканирующего устройства, подбирается аппроксимирующая поверхность первого $P^{(1)}$ или второго порядка $P^{(2)}$, которая затем вычитается из исходной функции изображения Z [10]:

$$Z = Z - P^{(1)}.$$

Функция удаления наклона является базовой для программного обеспечения зондового микроскопа. При необходимости можно реализовать простой алгоритм удаления наклона, заключающийся в следующем.

1. Вычисляются коэффициенты наклона m_x , m_y , одноканального изображения, что подразумевает определение суммы значений функции интенсивности изображения Z в крайних строках (столбцах), вычисление разности этих сумм и деление на количество строк (столбцов) N :

$$m_x = \frac{\sum_{i=0}^N Z_{N,i} - \sum_{i=0}^N Z_{1,i}}{N}; m_y = \frac{\sum_{i=0}^N Z_{i,N} - \sum_{i=0}^N Z_{i,1}}{N}.$$

2. После вычисления коэффициентов наклона m_x , m_y исходное изображение корректируется с помощью следующего выражения:

$$Z_{i,j} = Z_{i,j} + \frac{N/2-i}{N} \cdot m_x + \frac{N/2-j}{N} \cdot m_y.$$

Пороговая фильтрация. При наличии на изображении рядом с маркировкой фоновых элементов поверхности (зерна, дефекты и т.п.) ее распознавание будет затруднено. Для удаления фоновых элементов может применяться пороговая фильтрация, например, функ-

ция `cv::threshold` из библиотеки OpenCV с порогом, определяемым по методу IsoData [11].

Примеры изображений, для которых эффективно применение пороговой фильтрации, представлены на рис. 3, е, ж. На других изображениях пороговая фильтрация может удалить часть маркировки. В связи с этим в дальнейших экспериментах данный вид фильтрации использовался только на низкоконтрастных изображениях (среднеквадратическое отклонение `meanStdDev` менее 7) в режиме `TRESH_TRUNC`, что описывается выражением:

$$Z_{i,j} = \begin{cases} \text{threshold} & \text{if } Z_{i,j} \geq \text{threshold} \\ Z_{i,j} & \text{otherwise} \end{cases}$$

Повышение контрастности. Для повышения контрастности использовался алгоритм выравнивания освещенности CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), реализованный в виде функции `cv::createCLAHE` библиотеки OpenCV. Выравнивание освещенности повышает контраст маркировки и увеличивает вероятность ее распознавания. Однако при этом повышается вероятность ошибочной классификации фоновых изображений. Поэтому, как и в случае с пороговой фильтрацией, метод CLAHE применялся только для низконтрастных изображений.

Морфологическая эрозия. Эрозия (оператор \ominus , функция `cv::erode` в OpenCV) изображения Z и структурного элемента B в точке xy раstra изображения описывается выражением:

$$A \ominus B = \{Z_{xy} \mid (B)_{xy} \in Z\} \quad (1)$$

где $(B)_{xy}$ – структурный элемент, локализованный в точке xy . Выражение (1) означает, что пиксел изображения остается неизменным, если структурный элемент с центром в данном пикселе и окрестности изображения совпадают. В противном случае пиксел заменяется на минимум в окрестности. Таким образом, эрозия приводит к размыванию выступающих над поверхностью объектов и смыканию объектов, углубленным в поверхность. В результате отдельные отпечатки маркировки смыкаются и происходит удлинение регистрируемых методом Хафа отрезков. Фоновые изображения после эрозии становятся более размытыми, что снижает количество регистрируемых отрезков и повышает вероятность правильной классификации.

Алгоритм распознавания с использованием преобразования Хафа

Алгоритм распознавания состоит из следующих этапов: регистрация отрезков с дополнительной настройкой; выделение взаимно параллельных и перпендикулярных отрезков; принятие решения. Целью дополнительной настройки является уменьшение количества отрезков до определенного количества N_0 ($N_0 = 35$). Для этого использовался параметр *threshold* (накопительный порог) функции `cv::HoughLinesP()`, отвечающий за относительную выраженность регистрируемого отрезка.

Алгоритм дополнительной настройки можно записать следующим образом.

Шаг 1. Регистрация отрезков методом Хафа.

Шаг 2. Определение числа отрезков N .

Шаг 3. Если $N < N_0$ то конец иначе
увеличение порога *threshold*;
переход на шаг 1.

Для принятия решения о наличии маркировки вычислялась доля R отрезков с относительными углами поворота $0 \pm 10^\circ$ и $90 \pm 10^\circ$. При превышении величиной R определенного порога принималось решение о классификации изображения как содержащего элементы маркировки. Углы относительного поворота при этом определялись из выражений:

$$\varphi = \arctg \frac{a}{b};$$

$$a = \frac{(x_1 - x_2)(y_1' - y_2') - (y_1 - y_2)(x_1' - x_2')}{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2};$$

$$b = \frac{(x_1 - x_2)(x_1' - x_2') - (y_1 - y_2)(y_1' - y_2')}{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}.$$

где $(x_1, y_1)(x_2, y_2)$ и $(x_1', y_1')(x_2', y_2')$ – координаты концов отрезков.

После обработки методом `cv::Canny()` границы могут быть существенно больше или меньше сегментов маркировки, поэтому необходима фильтрация анализируемых отрезков по длине. Функция `cv::HoughLinesP` допускает фильтрацию только по минимальной длине. Поэтому было реализовано дополнительное ограничение по максимальной длине, осуществляемое на этапе расчета углов взаимной ориентации отрезков. При этом для большей адаптации к форме и размеру маркировки использовалось несколько вариантов порога максимальной длины из эмпирически определенного списка. В частности, максимальный элемент списка определяется максимальной длиной сегментов маркировки, остальные – по убыванию с определенным шагом.

Алгоритм классификации изображений (после дополнительной настройки преобразования Хафа) можно записать следующим образом.

Шаг 1. Формирование множества Λ отрезков определенной длины:

$$\Lambda = \bigcup \{l_i, l_{\min} \leq l_i \leq l_{\max}\},$$

где l_{\min} – минимальная длина рассматриваемых отрезков (15 % от размера изображения в пикселях); l_{\max} – максимальная длина рассматриваемых отрезков (100 % от размера изображения в пикселях); l_i – длина соединяющего пару точек отрезка:

$$l_i = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}.$$

Шаг 2. Формирование множества углов взаимной ориентации отрезков из множества Λ :

$$\Phi = \bigcup_{L_i \in \Lambda} \bigcup_{L_j \in \Lambda} \{\varphi = \angle L_i L_j\}.$$

Шаг 3. Формирование усеченного множества углов взаимной ориентации отрезков с заданными величинами:

$$\Omega = \bigcup_{L_i \in \Lambda} \bigcup_{L_j \in \Lambda} \{\varphi = \angle L_i L_j : (\varphi = 0 \pm 10^\circ) \text{ or } (\varphi = 90 \pm 10^\circ)\}.$$

Шаг 4. Вычисление соотношения $R = |\Omega| / |\Phi|$.

Шаг 5. Если $R > 0,5$ то конец: изображение содержит маркировку;

Шаг 6. Выбор следующего значения порога $p = l_{max}$;

Шаг 7. Если $p = null$ то конец: изображение не содержит маркировку;

иначе переход на шаг 1.

Результаты

В табл. 1 приведены значения метрики ROC AUC (качество классификации изображений) для различных методик предварительной обработки: методика 1 – пороговая фильтрация изображений; методика 2 – эрозия с размером структурного элемента 5x5 и количеством итераций 3; методика 3 – эрозия с пороговой фильтрацией изображений; методика 4 – эрозия с выравниванием освещенности по методу CLAHE; методика 5 – без обработки. Результаты (табл. 1) получены на основе базы из 111 изображений [12], 59 из которых содержали элементы маркировки, а 52 не содержали. Табл. 1 демонстрирует, что преобразование эрозия один из ключевых этапов обработки, повышающих точность распознавания маркировки. Тем не менее, анализ кривой Precision-Recall (рис. 7) и средней точности распознавания маркировки AP показывает, что показатель средней точности распознавания для всех методик находится на относительно невысоком уровне.

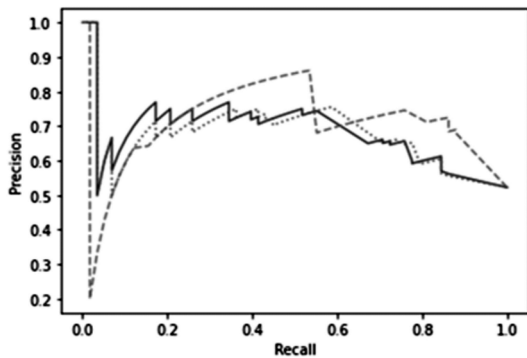


Рис. 7. Кривые Precision-Recall (методика 1 – сплошная линия AP = 0,6787; методика 2 – штриховая линия, AP = 0,7016; методика 5 – пунктирная линия, AP = 0,6707)

Для повышения точности распознавания вместо классификации на основе величины R предложено использовать бинарный порог. Анализ гистограмм рас-

пределения углов взаимной ориентации отрезков показал, что при наличии на изображении маркировки в гистограммах имеются локальные максимумы возле величин 0° и 90°. Поэтому в качестве бинарного порога использовался факт наличия таких экстремумов. Оценки точности распознавания с бинарным порогом представлены в табл. 2, где TP (True Positive) – количество правильно распознанных изображений с маркировкой; FP (False Positive) – количество изображений ошибочно распознанных, как изображения маркировки; FN (False Negative)– количество нераспознанных изображений с маркировкой; TN (True Negative) – количество верно распознанных фоновых изображений без маркировки; P (Precision) – точность; R (Recall) – полнота:

$$R = \frac{TP}{TP + FN}; P = \frac{TP}{TP + FP}.$$

Анализ промахов распознавания (FP, FN) показал, что они происходят в следующих случаях.

1. На изображениях с маркировкой присутствует несколько дестабилизирующих факторов: слабый контраст; помехи; элементы рельефа (рис. 3, е, ж).

2. Фоновые изображения отличаются развитым рельефом подложки (зернистость, террасы, трещины) или содержат ступенчатые помехи на краях изображений.

Табл. 2 подтверждает, что эрозия является ключевой операцией обработки изображений. Если при поиске маркировки более предпочтительным является показатель TP, то дополнительными инструментами повышения качества распознавания являются пороговая фильтрация и выравнивание освещенности методом CLAHE. Пороговую фильтрацию можно рекомендовать в качестве постоянной процедуры, если заранее было установлено, что поверхность в области маркировки содержит выступающие элементы, которые такая фильтрация удалит. Метод CLAHE рекомендуется использовать при равномерном фоновом рельефе около маркировки, чтобы избежать избыточного выделения отрезков на фоновых элементах. Положительное влияние эрозии и пороговой фильтрации демонстрирует табл. 3, в которой приведены значения бинарного порога для изображений, представленных на рис. 3.

Таблица 1. Качество классификации изображений ROC AUC

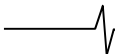
	Методика 1	Методика 2	Методика 3	Методика 4	Методика 5
ROC AUC	0,6849	0,7693	0,7470	0,7142	0,6844

Таблица 2. Метрики оценки качества распознавания для бинарного порога

	TP	FN	TN	FP	R	P
Методика 1	45	14	37	15	0,7627	0,7500
Методика 2	47	12	44	8	0,7966	0,8545
Методика 3	48	11	43	9	0,8135	0,8421
Методика 4	48	11	38	14	0,8135	0,7742
Методика 5	44	15	39	13	0,7457	0,7719

Таблица 3. Значения бинарного порога для различных методик предварительной обработки изображений

Рисунок	3а	3б	3в	3г	3д	3е	3ж	3з	3и	3к	3л	3м
Методика 5	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0
Методика 2	1	1	1	1	1	1*	1	1	1	1	1	1
Методика 3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Примечание – условный экстремум (2 равных смежных экстремума гистограммы)												



Заключение

Таким образом, выполненные исследования показали, что задача бинарной классификации изображений микромаркировки может быть решена с помощью конвенциональных методов обработки, реализованных в открытом программном обеспечении (OpenCV). Установлено, что сегменты маркировки хорошо аппроксимируются отрезками прямых линий с помощью преобразования Хафа. Для повышения качества аппроксимации и распознавания могут применяться морфологическая эрозия и пороговая фильтрация. В качестве критериев распознавания предложено использовать долю зарегистрированных отрезков с заданными углами взаимной ориентации либо локальное преобладание таких отрезков в гистограмме распределения. Работоспособность предложенных методов установлена на разнотипных изображениях маркировки и фонового рельефа.

Литература

1. Гуляев П.В. Применение реперных отметок для координатной привязки к поверхности в сканирующей зондовой микроскопии. Компьютерная оптика. 2020. Т. 44. № 3. С. 470-476. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-641.
2. Гуляев П. В., Шелковников Е. Ю. Поиск и распознавание исследуемого участка в зондовой микроскопии с использованием маркировки, наносимой силовой литографией или наноиндентированием. Химическая физика и мезоскопия. 2022. Т. 24. № 1. С.111-120. <https://doi.org/10.15350/17270529.2022.1.10>.
3. Кислова Т.В. Исследование долговечности нано-маркировки, нанесенной на стальные изделия с помощью сканирующего зондового микроскопа, под действием эксплуатационных факторов. НБИ технологии. 2021. Т. 15. № 1. С. 29-33. <https://doi.org/10.15688/NBIT.jvolsu.2021.1.4>.
4. Бессмельцев В.П., Булушев Е. Быстрый алгоритм совмещения изображений для контроля качества лазерной микрообработки. Компьютерная оптика. 2014. Т. 38. № 2. С. 343-350. <https://doi.org/10.18287/0134-2452-2014-38-2-343-350>.
5. Глумов Н.И., Кузнецов А.В. Обнаружение дубликатов на изображениях. Компьютерная оптика. 2011. Т. 35. № 4. С. 508-512.
6. Image Registration using Log-polar transformation, Phase correlation (Fourier-Mellin). Режим доступа: <https://github.com/polakluk/fourier-mellin?ysclid=l71vcehrb388493271> (дата обращения: 15.09.2022).
7. Краснобаев Е.А., Чистобаев Д.В., Малышев А.Л. Сравнение бинарных дескрипторов особых точек изображений в условиях искажений. Компьютерная оптика. 2019. Т. 43. № 3. С. 434-445. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-3-434-445.
8. Moisan L. Moulon P., Monasse P. Automatic homographic registration of a pair of images, with a contrario elimination of outliers. Image Processing On Line. 2012, vol. 2. pp. 56-73. <https://doi.org/10.5201/ipol.2012.mmm-oh>.
9. DEMO. Automatic homographic registration of a pair of images, with a contrario elimination of outliers. Режим доступа: <https://ipolcore.ipol.im/demo/clientApp/demo.html?id=60> (дата обращения: 15.09.2022).
10. Миронов В.Л. Основы сканирующей зондовой микроскопии. Нижний Новгород: Институт физики микроструктур РАН, 2004. 110 с.
11. Ridler T.W., Calvard S. Picture thresholding using an iterative selection method. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 1978, vol. 8, no. 8. pp. 630-632. DOI: 10.1109/TSMC.1978.4310039.
12. Micromarks-recognition. Режим доступа: <https://github.com/GulyaevPV/Micromarks-recognition> (дата обращения: 15.09.2022).