УДК 004.42

Сравнительный анализ методов оценки качества покрытия, нанесенного вакуумно-дуговым методом

И. И. Иванова, С. Ю. Землянская
Донецкий национальный технический университет
innulya.ivanova@gmail.com, zsaa@ya.ru

Иванова И. И., Землянская С. Ю., Сравнительный анализ методов оценки качества покрытия, нанесённого вакуумно-дуговым методом. *Рассмотрены возможные способы идентификации микрокапель в покрытии на снимке для оценки его качества. Выполнен анализ методов выделения границ микрокапель на снимке и выбран наиболее эффективный метод решения поставленной задачи.*

Постановка проблемы

В современном мире информационных систем значительное место занимают системы, основной функциональностью которых является процесс оценки качества покрытий путём идентификации объектов на снимке покрытия, или распознавание образов на снимке. К таким и относится информационная система оценки качества покрытия для облегчения процесса аналитической обработки снимков для научных сотрудников лабораторий, специализирующихся на ионно-плазменных технологиях, к примеру, НОЦ «Ионно-плазменные технологии» МГТУ им. Н.Э. Баумана [1].

Объектом компьютеризации выступает процесс идентификации микрокапель покрытия, полученного методом вакуумного дугового напыления, на снимках с микроскопов и анализ их параметрических характеристик.

Вакуумно-дуговое нанесение покрытий (катодно-ионная бомбардировка) — это физический метод нанесения покрытий (тонких плёнок) в вакууме, путём конденсации на подложку материала из плазменных потоков, генерируемых на катоде-мишени в катодном пятне вакуумной дуги силноточного низковольтного разряда, развивающегося исключительно в парах материала электрода.

Катодно-ионная бомбардировка используется для нанесения металлических, керамических и композитных пленок на различные изделия, что в результате значительно продлевает срок их службы [2].

Для выявления изъянов при напылении покрытий или для определения интенсивности напыления (ширины слоя) необходим анализ микрокапель в покрытии, нанесенном с помощью вышеописанного метода. Снимки микрокапель могут быть получены с использованием конфокального и томно-силового микроскопов

Для разработки такого вида информационной системы необходимо определить какие методы и последовательности наиболее соответствуют решению поставленной задачи, а также оценить их эффективность.

Цель статьи

Привести сравнительную характеристику использованных методов для оценки качества покрытия путём идентификации микрокапель на снимке, а также выбрать наиболее эффективный из них, который обеспечивает наилучшее качество распознавания микрокапель и дает возможность определить физические параметры самой капли.

Постановка задачи исследования

Имеется входящее изображение, приведенное на рис. 1, которое будет подвержено обработке, размером M на N пикселей, где M – количество пикселей вдоль оси OX, а N – OУ. Каждый пиксель P_{ij} обладает рядом следующих свойств:

- R_{ij} – значение интенсивности красного Pij пикселя;
- G_{ij} – значение интенсивности зеленого Pij пикселя;
- B_{ij} – значение интенсивности черного Pij пикселя;
- IfObject - принадлежит ли Pij пиксель объекту;
- $Border_{ij}$ – является ли Pij пиксель границей объекта;
- $Center_{ij}$ – является ли Pij пиксель центром капли.

Формально изображение можно представить в виде матрицы пикселей P_{ij}

следующим образом:

$$\text{Image} = \begin{bmatrix} P_{11} & \dots & P_{1N} \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{M1} & \dots & P_{MN} \end{bmatrix} \quad (1)$$

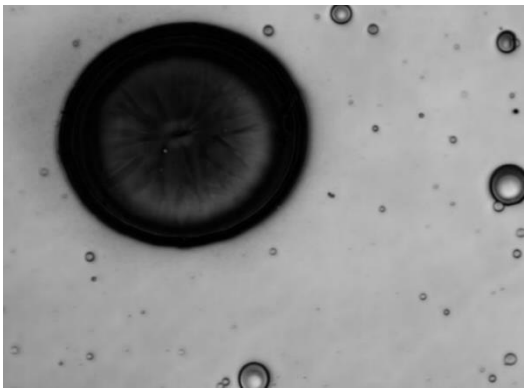

Рисунок 1 – Проекция покрытия титана в двумерном пространстве

На снимке необходимо идентифицировать микрокапли, определить их физические характеристики, чтобы оценить качество покрытия. Зная физические параметры микрокапли, можно определить общую площадь, которую занимают именно микрокапли. Затем сопоставив площадь, занимаемую микрокаплями, с общей площадью самого покрытия, можно вычислить процентное соотношение, что и будет являться главным критерием для оценивания качества покрытия:

$$Quality = \sum_{i=1}^{N\kappa} S_i \Big/ Scov\,, \quad (2)$$

Где *Nk*- количество распознанных микрокапель в покрытии, S_i – площадь одной микрокапли, Scov – площадь покрытия

Рассмотрение методов идентификации микрокапель в покрытии

Ниже будет приведено описание методов идентификации, примененных при разработке информационной системы. Одним из методов является выбранная последовательность, представленная на рис 2.

Снимок подвергается фильтрации, что позволяет выделить на изображениях интересующие области. На уровне фильтрации анализ изображения не производится, но точки, которые проходят фильтрацию, можно рассматривать как области с особыми характеристиками, то есть как возможные претенденты на «звание» микрокапли. В качестве фильтра на начальном этапе будет выступать бинаризация изображения по порогу. Для RGB изображения и изображения в градациях серого порогом является значение цвета. Фильтрация даёт набор пригодных для обработки данных. Но зачастую нельзя просто взять и использовать эти данные без их обработки.

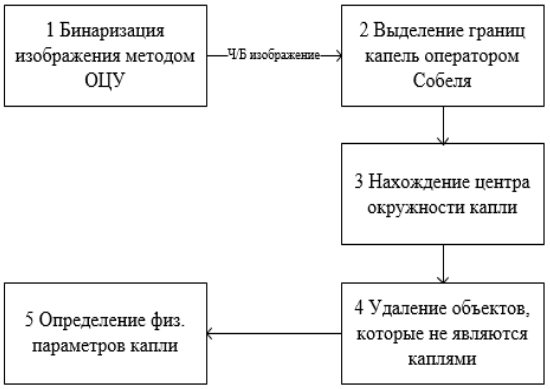

Рисунок 2 – Последовательность действий для решения поставленной задачи

После предыдущего этапа наступает фаза логической обработки результатов фильтрации. Выполняется контурный анализ. После этого отсеиваются выделенные области с размером менее 10 нм. Если в границах выделенной области не был найден блик (после бинаризации белое пятнышко размером в несколько пикселей), также область не рассматривается далее [3].

После отсеивания определяется центр (путем поиска самой длительной последовательности из пикселей с цветовым значением #000000, разделения ее пополам и выделения центра области красным цветом), диаметр и площадь области.

Изображение подвергается бинаризации, по методу Оцу, а выделение контуров производится с использованием оператора Собеля.

Метод Оцу (англ. Otsu's method) — это алгоритм вычисления порога бинаризации для полутонового изображения, используемый в области компьютерного распознавания образов и обработки изображений.

Метод Оцу ищет порог, уменьшающий дисперсию внутри класса, которая определяется как взвешенная сумма дисперсий двух классов [4].

В своей работе Оцу показывает, что минимизация внутриклассовой дисперсии эквивалента максимизации межклассовой дисперсии, которая равна:

$$\sigma_b^2 = w_1 w_2 (a_1 - a_2)^2 \quad (3)$$

В вышеприведенной формуле a_1 и a_2 — средние арифметические значения для каждого из классов. Особенность этой формулы заключается в том, что $w_1(t + 1)$, $w_2(t + 1)$, $a_1(t + 1)$, $a_2(t + 1)$

легко выражаются через предыдущие значения $w_1(t)$, $w_2(t)$, $a_1(t)$, $a_2(t)$ (t — текущий порог). Эта особенность позволила разработать быстрый алгоритм:

1. Вычисляем гистограмму (один проход через массив пикселей). Дальше нужна только гистограмма; проходов по всему изображению больше не требуется.

2. Начиная с порога t = 1, проходим через всю гистограмму, на каждом шаге пересчитывая дисперсию σb(t). Если на каком-то из шагов дисперсия оказалась больше максимума, то обновляем дисперсию и T = t.

Искомый порог равен T. [5]

Метод Собеля. Идея этого метода основана в наложении на каждую точку изображения двух масок вращения [6]. Эти маски представляют собой две ортогональные матрицы размерностью 3x3, вид которых приведен в таблице 1.

Таблица 1 «Маски вращения метода Собеля»

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

Эти маски выявляют границы, расположенные вертикально и горизонтально на изображении. При раздельном наложении этих масок на изображение можно получить оценку градиента по каждому из направлений Gx, Gv. Конечное значение градиента определяется по формуле [7]:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \qquad (4)$$

Альтернативным решением поставленной задаче является использование каскада Хаара.

Основное преимущество детектора Хаара - скорость. Благодаря быстрой обработке изображения, можно с лёгкостью обрабатывать потоковое видео. Детектор Хаара используется для распознавания большинства классов объектов. К ним относятся лица и другие части тела людей, номера автомобилей, пешеходы, дорожные знаки, животные и .т.д. [8]

Исторически сложилось так, что алгоритмы, работающие только с интенсивностью изображения (например значение RGB в каждом пикселе), имеют большую вычислительную сложность. Виола и Джонс разработали то, что было названо признаками Хаара. Признак Хаара состоит из смежных прямоугольных областей. Они позиционируются на изображении, далее суммируются интенсивности пикселей в областях, после чего вычисляется разность между суммами. Эта разность и будет значением определенного признака, определенного размера, определенным образом спозиционированного на изображении.

На этапе обнаружения в методе Виолы-Джонса окно установленного размера движется по изображению, и для каждой области изображения, над которой проходит окно, рассчитывается признак Хаара. Наличие или отсутствие предмета в окне определяется разницей между значением признака и обучаемым порогом. Поскольку признаки Хаара мало подходят для обучения или классификации (качество немного выше чем у случайной нормально распределенной величины), для описания объекта с достаточной точностью необходимо большее число признаков. Поэтому в методе Виолы-Джонса признаки Хаара организованы в каскадный классификатор [9].

Ключевой особенностью признаков Хаара является наибольшая, по сравнению с остальными признаками, скорость. При использовании интегрального представления изображения, признаки Хаара могут вычисляться за постоянное время (примерно 60 процессорных инструкций на признак из двух областей).

Классификатор формируется на примитивах Хаара путём расчёта значений признаков. Для обучения на вход классификатора сначала подаётся набор «правильных» изображений с предварительно выделенной областью на изображении, дальше происходит перебор примитивов и расчёт значения признака. Вычисленные значения сохраняются в файле в формате xml. Пример такого файла приведен ниже.

```
<maxWeakCount></ maxWeakCount >
<stageThereshold >< stageThereshold >
<weakClassifiers >
  <_>
        < internalNodes >
        </internalNodes >
        < leafValues >
        </leafValues >
  </_>
  <_>
        < internalNodes >
        </internalNodes >
        < leafValues >
        </leafValues >
  </_>
  . . .
</weakClassifiers >
```

где

- maxWeakCount – количество слабых классификаторов;
- stageThereshold – максимальный порог яркости;
- weakClassifiers – набор слабых классификаторов, на основе которых выносится решение о том, находится объект на изображении или нет;
- internalNodes и leafValues – параметры конкретного слабого классификатора.

Первые два значения в internalNodes не используются, третье — номер признака в общей

таблице признаков (она располагается в XML-файле под тегом features), четвертое — пороговое значение слабого классификатора. Если значение признака Хаара меньше порога слабого классификотора, выбирается первое значение leafValues, если больше — второе.

На основе этого базиса строится каскад классификаторов, принимающих решение о том, распознан объект на изображении или нет. Наличие или отсутствие предмета в окне определяется разницей между значением признака и порогом, полученным в результате обучения.

Поскольку признаки Хаара мало подходят для обучения или классификации, для описания объекта с достаточной точностью необходимо большее число признаков. Поэтому признаки Хаара поступают в каскадный классификатор, служащий для быстрого отбрасывания окон, где не найден требуемый объект, и выдачи результата «истина» или «ложь» относительно нахождения объекта [10].

Сравнение эффективности примененных методов

Для сравнения результатов работы приведенных методов применительно к идентификации микрокапель в покрытии, нанесенном ваккумно-дуговым способом было разработано программное приложение на языке высокого уровня c#.

Для идентификации микрокапель в покрытии были выбраны и реализованы следующие методы: вышеописанная последовательность, использование каскада Хаара, а также выделение границ с помощью метода Кэнни.

В качестве положительных примеров для обучения с применением каскада Хаара было использовано 98 изображений капель, а для отрицательных – 48 изображений фонов. В качестве исходного изображение было взято изображение размером 240 на 320 пикселей (см. рис. 3), на котором расположено порядка 17 капель титана.

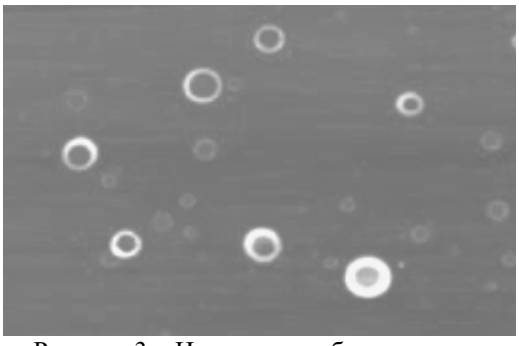

Рисунок 3 – Исходное изображение для распознавания

Результаты распознавания приведены в таблице 2, а также на рис. 4, рис.5, рис. 6.

На основании представленных результатов обработки входящего изображения можно сделать вывод о том какой из методов наиболее эффективен для решения поставленной задачи

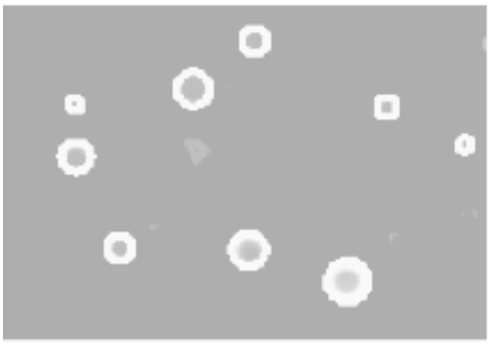

Рисунок 4 – Результат распознавания с применением последовательности методов бинаризации и выделения микрокапель с использованием оператора Собеля

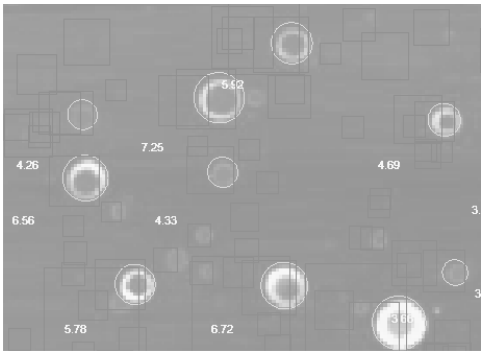

Рисунок 5 – Результат распознавания с применением каскада Хаара

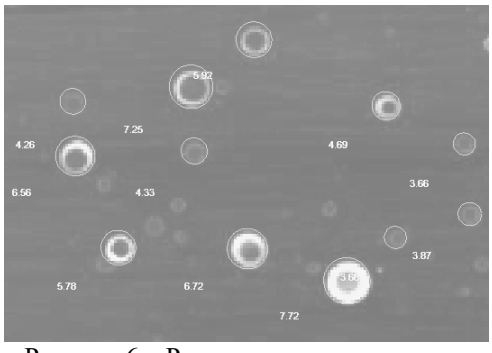

Рисунок 6 – Результат распознавания с применением метода Кэнни для выделения границ микрокапель

Идентифицировав микрокапли на снимке и определив их физические параметры, к примеру такой параметр как радиус, зная величину которого и приняв тот факт, что микрокапля принимает форму правильной окружности, можно

вычислить площадь каждой, а затем суммарную. После чего площадь, занимаемую микрокаплями, соотнести с общей площадью изображения. Имея процентное соотношение, можно оценить качествр покрытия. Чем выше этот показатель, тем покрываемая поверхность менее подвержена различным внешним повреждениям (к примеру, коррозии).

Таблица 2. Сравнение результатов, полученных в результате идентификации микроапель на снимке различными методами

Метод/ Показатель	Время (с)	Количество распознанных капель
Последовательность1	18	10
Каскад Хаара	14	14
Последовательность, основанная на выделении границ методом	22	12

В итоге, исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что наиболее подходящий метод для распознавания изображения с микрокаплями в покрытии титана – каскад Хаара, и для случая с изображением покрытия микрокапель алюминия, наиболее положительный результат дает именно использование каскада Хаара. Для изображения с более высоким разрешением все методы, кроме каскада Хаара, очень некачественно идентифицируют микрокапли, что в результате не даст объективной оценки о качестве покрытия. Вышеприведенное подтверждает, к примеру, на снимке кремния, результат обработки которого приведен на рис. 7, на котором отмечены правильно распознанные капли, объекты, которые не являются микрокаплями, а также указаны порядковые номера капель и рядом – радиус капли в нанометрах.

Рисунок 7 – Работа каскада Хаара на изображении с покрытием кремния (взят фрагмент покрытия)

Вывод

В результате проведенного анализа рассмотрены возможные методы решения поставленной задачи и получены данные, на основании которых можно судить о эффективности распознавания микрокапель в покрытии. Можно сделать вывод от том, что наиболее положительный результат даёт использование каскада Хаара, применительно и к снимкам покрытий как кремния, так и титана. Поэтому для дальнейшей реализации информационной системы будет испоьзоваться каскад Хаара.

Литература

1. Исследования МГТУ [Электронный доступ] // Режим доступа: http://plasmacenter.bmstu.ru/

2. Аксенов И. И., Билоус В. А. Вакуумно-дуговое оборудование для ионно-но плазменных покрытий. [Электронный доступ] // Режим доступа: http://vant.kipt.kharkov.ua/ARTICLE/VANT_2000_4/article_2000_4_153.pdf

3. Мальцев А. Пару слов о распознавании образов [Электронный доступ] // Режим доступа: http://habrahabr.ru/post/208090/

4. Otsu, N., «A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms,» IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 9, No. 1, 1979, pp. 62-66.

5. Попова В. В., Федосеев А. А. Предварительная обработка изображений в задаче оффлайн распознавания рукописного текста на китайском языке [Электронный доступ] // Режим доступа: http://sibac.info/2009-07-01-10-21-16/108-arkhiv-statej/2013/03-2013/6779-6779

6. Duda R., Hart P. Pattern Classification and Scene Analysis. — John Wiley and Sons, 1973. — P. 271—272.

7. Ватутин Э.И., Мирошниченко С.Ю., Титов В.С. Программная оптимизация оператора Собеля с использованием SIMD-расширений процессоров семейства x86. Телекоммуникации. 2006. № 6. С. 12—16. (2006).

8. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1070 с.

9. Работа каскада Хаара в OpenCV в картинках: теория и практика [Электронный доступ] // Режим доступа: http://habrahabr.ru/company/recognitor/blog/228195/

10. Использование каскада Хаара для сравнения изображений [Электронный доступ] // Режим доступа: http://habrahabr.ru/post/198338/

Іванова І. І., Землянська С. Ю. Порівняльний аналіз методів оцінки якості покриття, нанесеного вакуумно-дуговим методом. *Розглянуто можливі способи ідентифікації мікрокрапель в покритті на знімку для оцінки його якості. Виконано аналіз методів виділення меж мікрокрапель на знімку і обрано найбільш ефективний метод вирішення поставленого завдання.*
Ключові слова: *нанопокриття, мікрокапля, ідентифікація, бінаризація, виділення контуру, фільтрація, інформаційна система*

I. I. Ivanova., S. Y. Zemlyansky. Comparative analysis of methods of vacuum arc spraying quality assessing. *The possible ways of the identifying of microdrops in the spraying for assessing its quality is considered. The methods of droplets borders selection on the picture are analysed and the most effective method of the task solving is chosen.*
Keywords: *nanocoating, microdrop, identification, thresholding, delineation, filtering, information system*

Статья поступила в редакцию 20.09.2015
Рекомендована к публикации д-ром техн. наук В.Н. Павлышом