

УДК 621.317.082.5

СИНТЕЗ МЕТОДА ИДЕНТИФИКАЦИИ ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЯ ИНТЕРФЕРЕНЦИОННОЙ ПОЛОСЫ ПОВЕРХНОСТИ ПОДЛОЖЕК

К.т.н. Д.В. Мосьпан¹, к.т.н. Н.Г. Стародубцев², А.Г.Резниченко², Н.П. Демская²

1. Кременчугский национальный университет им. М. Остроградского

2. Харьковский национальный университет радиоэлектроники

В данной статье рассмотрен метод идентификации видеоизображения интерференционной полосы поверхности подложек изделий электронной техники (ЭТ).

Реализация поставленной задачи основана на методе порогового разделения. Преимущество такого подхода обусловлено высокой точностью вычислений, поскольку метод работает с матрицами чисел, (амплитуды яркости функциональной поверхности), что в максимальной степени обеспечивает решение поставленной задачи и значительно сокращает время получения достоверного результата.

У даній статті розглянуто метод ідентифікації відеозображення інтерференційної смуги поверхні підкладок виробів електронної техніки (ЕТ).

Реалізація поставленої задачі заснована на методі граничного поділу. Перевага такого підходу обумовлене високою точністю обчислень, оскільки метод працює із матрицями чисел, (амплітуди яскравості функціональної поверхні), що в максимальному ступені забезпечує розв'язання поставленої задачі і значно скорочує час одержання достовірного результату.

This article discusses a method of identifying video fringe substrate surface electronic products.

Implementation of the task based on the method of separation threshold. The advantage of this approach due to the high accuracy of calculations, because the method works with matrices of numbers (amplitude functional surface brightness), which provides a solution to the maximum extent of the problem and significantly reduces the time to obtain reliable results.

Ключевые слова: идентификация видеоизображения, интерференционная полоса, подложка, метод порогового разделения, оцифровка изображения.

Введение

Одним из направлений улучшения характеристик изделий электронной техники является обеспечение прецизионной обработки поверхностей подложек микросхем. Высокая стоимость технологической реализации данной задачи объясняется тем, что размеры элементов, лежат в коротком промежутке в области единиц и десятых долей микрометров.

Одним из основных технологических требований является обеспечение заданной шероховатости поверхности подложки. Требуемая шероховатость может быть получена в процессе прецизионной обработки, однако существует необходимость в специальном оборудовании и методе контроля обработанных

поверхностей, которые значительно повысят качественные характеристики подложек. Такой подход позволяет организовать эффективное управление технологическим процессом на основе полученных объективных и достоверных оценок.

Для обеспечения качественного контроля и оперативного получения достоверного результата о состоянии контролируемой поверхности технологии автоматизированного контроля качества поверхности подложек должны строиться на основе современных методов восприятия и обработки информации. В этом смысле наиболее подходящим является использование твердотельных фотоприемников и микропроцессорной техники. В связи с этим сформирована укрупненная схема технологии контроля параметров поверхности подложек:

- во-первых, необходимо получить матрицу цифрового кода амплитуд яркости контролируемой поверхности;
- во-вторых, необходимо распознать интерференционные полосы;
- в-третьих, необходимо “отфильтровать”, восстановить полезный сигнал от шума;
- в-четвертых, выдать заключение “годна” или “не годна” подложка (для производственных условий) и вычислить значение восстановленного сигнала с выдачей численного значения шероховатости (для метрологических условий).

Для решения первой задачи предпочтительным является использование электронных сканирующих устройств, а именно линейных фоточувствительных приборов с зарядовой связью (ФПСЗ). Однако у представителей таких типов приборов расстояние между центрами фоточувствительных элементов составляет 12-15 мкм. Поэтому, для точного измерения интерференционной картины, необходимо использовать оптическую систему, создающую увеличенное изображение поверхности подложки с интерференционными полосами, искривленных в местах некачественной обработки. Введение объектива в измерительный тракт выдвигает требование решения задачи восстановления неизвестного входного распределения в плоскости изображения.

Для решения второй задачи необходимо провести обзор и анализ существующих методов идентификации полутоновых изображений с целью выбора наиболее оптимального по критериям скорости и точности вычислений.

Матричное представление амплитуды яркости поверхности подложки методом поэлементных преобразований

В общем случае под исследуемой поверхностью понимается двумерная функция $g(x,y)$, задающая для каждой точки (x,y) выбранной картинной плоскости значение (g) яркости (освещенности) соответствующей точки сцены. Будем считать рассматриваемый участок картинной плоскости (выбранной плоской проекции рабочей сцены) прямоугольником размером $(X \times Y)$ и поместим начало системы координат (Oxy) в его левый нижний угол. Тогда $x \in [0, X]$, $y \in [0, Y]$. Обычно вместо исходного изображения $g(x,y)$ в память ЭВМ вводится массив значений $G(i,j)$, задаваемый на целочисленной решетке $i=0, N_x, j=0, N_y$, покрывающей всю область $(X \times Y)$ или ее некоторую подобласть. Значение (G) в узловой точке представляет усредненную яркость (g) элемента изображения в окрестности этой точки. Чаще всего считают, что элементы изображения – пиксели – имеют прямоугольную форму, хотя не исключены и иные виды разбиения картинной плоскости. Максимальный шаг (h) пространственной решетки при оцифровке – вводе исходного изображения в память ЭВМ в виде функции $G(i,j)$ – должен выбираться из условия $h < 1/(2f_m)$, где f_m – максимальная пространственная частота изображения.

Кроме пространственной дискретизации, оцифровка изображения предусматривает квантование уровней яркости. Обычно для этого используются аналого-цифровые преобразователи или компараторы, причем чаще применяют алгоритмы с оперативным управлением порогами сравнения. После квантования функция $G(i,j)$ принимает целочисленные значения:

$$G(i, j) = k \quad (1)$$

при

$$T_{k-1} \leq G(i, j) < T_k$$

$$k \in [0, k_{MAX}]$$

где T_k – значение k -го порогового уровня.

В случае $k_{MAX} = 1$ оцифрованное изображение называется бинарным (двуградационным), в случае $k_{MAX} \geq 1$ – полутоновым (многоградационным).

Далее следует описание алгоритма разметки, который лучше приспособлен к последовательному сканированию изображения и не нуждается в рекурсивных вызовах. Допустим, что сканирование ведется строка за строкой, сверху вниз и слева направо, (возможны и другие варианты) рис. 1.

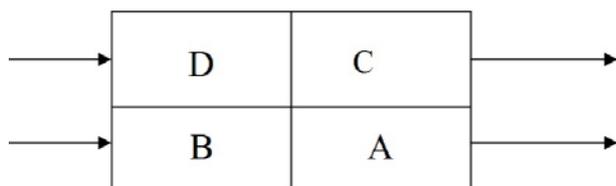


Рис. 1 Алгоритм идентификации элементов видеоизображения интерференционной полосы

Тогда при обработке элемента (А) мы знаем, что левый элемент (В), так же как и верхний (С), уже

помечен. Далее, элемент (D), расположенный над (В), считается связанным с (А) и потому также должен быть принят во внимание.

Для простоты предположим на время, что мы размечаем лишь компоненты объекта. Тогда если (А) содержит нуль, то можно идти дальше. Если (А) содержит единицу, а (D) уже помечен, то достаточно просто скопировать эту метку и продолжить работу. То же самое необходимо сделать, если помечен один из элементов (В) или (С). Если же ни (В), ни (С) не помечены, то мы должны выбрать новую метку для (А). Тем самым здесь мы впервые вводим в рассмотрение новую компоненту. Оставшаяся возможность: как (В), так и (С) имеют метки.

Проблем не возникает, когда эти метки одинаковые; но поскольку по нашей схеме они не являются соседями, их метки могут быть различными. В этом случае мы как раз обнаружили, что две различные метки использовались для различных частей одной компоненты изображения. Они соединяются через точку (А). В этот момент необходимо указать, что две метки эквивалентны, и использовать одну из них для (А). Такова цена, которую приходится платить за последовательный характер алгоритма.

В конце просмотра данные, относящиеся ко всем частям с эквивалентными метками, необходимо объединить. Если же мы лишь накапливаем суммы для расчета нулевого, первого и второго моментов, можно избежать и этого шага. Достаточно сложить суммы, до сих пор относившиеся к двум различным компонентам, и продолжать накопления в этих объединенных суммах.

Если мы хотим обозначить области едиными метками, необходимо сделать второй просмотр изображения, присваивая каждой области метку – представителя того класса эквивалентности, которому принадлежит ее исходная метка.

Исходя из выше сказанного, делаем вывод, что обработка изображения в общем случае заключается в выполнении какого-либо преобразования указанной матрицы, в результате которого формируется набор ее числовых характеристик или новое, обработанное изображение. Преобразование может касаться значений элементов или их координат (индексов), выполняться над матрицей в целом, группой элементов или над каждым элементом в отдельности.

Такая обработка получила название поэлементного преобразования изображений. Она переводит значение каждого элемента (f) в новое значение (g) в соответствии с заданной функциональной зависимостью:

$$g = g(f), \quad (2)$$

При практической реализации поэлементных преобразований можно непосредственно вычислять каждое значение преобразованного элемента в соответствии с конкретным видом функции. Очевидные преимущества такого подхода:

- высокое быстродействие;
- гибкость процедуры обработки.

Недостаток:

- приближенность результатов из-за ограниченного числа строк таблицы.

Несмотря на простоту, метод поэлементных преобразований позволяет решить довольно много прикладных задач улучшения качества и анализа изображений. Рассмотрим некоторые из них.

Вариация яркости изображения поверхности подложек методом линейного контрастирования

Чтобы использовать методы оптимальной фильтрации, нам необходимо оценить энергетические спектры обрабатываемых изображений, т.к. основная часть энергии приходится на низкие частоты. Наблюдаемое уменьшение энергии с ростом частоты частично обусловлено тем фактом, что многие объекты или их части непроницаемы и обладают почти равномерной яркостью. Соответствующие участки изображения отделяются перепадами яркости.

Рассмотрим пример простого прямоугольного участка:

$$F(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{при } |x| \leq W \text{ и } |y| \leq H; \\ 0 & \text{при } |x| > W \text{ или } |y| > H. \end{cases} \quad (3)$$

Преобразование Фурье такой функции имеет вид:

$$F(u, v) = WH \sin(uW) \sin(vH) / (uWvH), \quad (4)$$

Сдвиг участка приводит к изменению лишь фазы, а не амплитуды, (что особенно важно в нашем случае, т.к., для нас информативным является именно амплитуда), преобразования. Не обращая внимания на колебания, мы видим, что преобразование затухает как $1/(uv)$.

Таким образом, в зависимости от выбора направления в частной области, затухание будет пропорционально либо $(1/p)$, либо $(1/p^2)$, где p – расстояние от начала координат.

Другой полезной составной частью модели изображения мог бы стать круговой участок:

$$F(r) = \begin{cases} 1 & \text{при } r \leq R; \\ 0 & \text{при } r > R. \end{cases}$$

В этом случае преобразование описывается функцией $F(p) = 2 \cdot R^2 \cdot J_1(p \cdot R) / (p \cdot R)$. При больших значениях аргумента функция $J_1(z)$ изменяется по закону $\sqrt{2/(\pi z)} \sin(z - \pi/4)$, поэтому если пренебречь колебаниями, то $F(p)$ с ростом (p) убывает как $1/p^{3/2}$.

Энергетические спектры моделей изображений, содержащих многоугольные или круговые участки, как правило, затухают пропорционально некоторой степени частоты. На высоких частотах реальные изображения затухают еще сильнее, что обусловлено ограничением разрешающей способности системы. Например, в телескопах существует абсолютная верхняя граница частоты (определяемая отношением диаметра апертуры к длине световой волны), выше которой волны вообще не пропускаются. Микроскопам свойственно аналогичное абсолютное ограничение, определяемое числовой апертурой объектива и длиной световой волны.

Другое приложение того обстоятельства, что основная часть энергии изображений приходится на низкие частоты, можно найти в сфере воспроизведения изображений. При воспроизведении изображений важна

различимость небольших перепадов яркости. Если говорить о качестве воспроизведения, то прежде всего интересует отношение самого яркого уровня к самому темному. Даже значительные перепады яркости между соседними областями могут оказаться незаметными, если сами области очень ярки. Важна относительная величина перепада, т. е. отношение разности яркостей к меньшей из них. Именно поэтому динамический диапазон измеряется отношением самого яркого уровня к самому темному, а не их разностью.

Чтобы из-за насыщения не утратить деталей на сильно освещенных и затененных участках, динамический диапазон необходимо сжать.

Подобное сжатие можно осуществить с помощью показательной функции. Если яркость исследуемой поверхности описывается функцией: $b'(x, y)$, а оригинала – функцией: $b(x, y)$, то $b'(x, y) = [b(x, y)]^y$, где $0 < y < 1$.

Другой подход состоит в использовании того обстоятельства, что изображения, вводимые в компьютер, часто являются малоcontrastными, то есть у них вариации функции яркости малы по сравнению с ее средним значением. Реальный динамический диапазон яркостей $[f_{\min}, f_{\max}]$ для таких изображений оказывается намного меньше допустимого диапазона (шкалы яркости). Задача контрастирования заключается в "растягивании" реального динамического диапазона на всю шкалу. Контрастирование можно осуществить при помощи линейного поэлементного преобразования:

$$g = a \cdot f + b, \quad (5)$$

Параметры этого преобразования (a, b) нетрудно определить, исходя из требуемого изменения динамического диапазона. Если в результате обработки нужно получить шкалу $[g_{\min}, g_{\max}]$, то, как следует:

$$g_{\min} = a \cdot f_{\min} = b, \quad (6)$$

$$g_{\max} = a \cdot f_{\max} = b. \quad (7)$$

При диалоговой обработке изображений иногда проще не определять параметры преобразования, а непосредственно строить его в табличной форме, ориентируясь на границы распределения вероятностей функции яркости.

Преобразование полутонового изображения поверхности подложки методом пороговой обработки

Некоторые задачи обработки изображения связаны с преобразованием полутонового изображения (то есть такого, которое имеет много градаций яркости) в бинарное (двухградационное). Такое преобразование осуществляется в первую очередь для того, чтобы сократить информационную избыточность изображения, оставить в нем только ту информацию, которая нужна для решения конкретной задачи. В бинарном изображении должны быть сохранены интересующие нас детали (например, очертания изображенных объектов) и исключены несущественные особенности (фон).

Трудно точно измерить яркость изображения, вызванные шумом. Для этого введем понятие случайной величины и плотности распределения вероятности. На результаты измерений влияют флуктуации в измеряемом

сигнале. При повторном измерении результаты могут оказаться несколько другими. Обычно они располагаются около «истинного» значения. Мы можем говорить о вероятности попадания результата измерения в определенный интервал. Грубо говоря, она соответствует пределу отношения числа измерений, попадающих в этот интервал, к общему числу испытаний при стремлении последнего к бесконечности. По мере возрастания плотности отсчетов эти интервалы можно сделать все меньше и меньше при условии сохранения точности каждого из индивидуальных измерений.

Теперь мы можем определить плотность распределения вероятности, обозначаемую через $p(x)$. Вероятность того, что случайная величина будет больше или равна x , но меньше $x + \delta x$, стремится к $p(x)\delta x$, при стремлении (δx) , к нулю. Здесь имеется трудность, заключающаяся в том, что для фиксированного числа испытаний число результатов, попавших в интервал, будет стремиться к нулю при стремлении интервала к нулю. Ее можно обойти путем рассмотрения функции распределения вероятности. Плотность распределения можно приближенно найти на основе гистограммы, полученной на основе конечного числа испытаний. Из нашего определения следуют два важных свойства для любой плотности распределения вероятности $p(x)$:

$$p(x) > 0 \text{ для всех } (x) \text{ и } \int_{-\infty}^{+\infty} p(x)dx = 1, \quad (8)$$

Часто плотность распределения вероятности имеет ярко выраженный пик вблизи «истинного» или «ожидаемого» значения. Соответственно мы можем определить среднее как центр площади (μ) этого пика согласно соотношению:

$$\mu \int_{-\infty}^{\infty} p(x)dx = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx, \quad (9)$$

В случае непрерывного изображения мы можем определить плотность распределения яркости $p(x)$.

При малых величина $p(x) \delta x$ – доля той части изображения, в которой яркость больше или равна x , но меньше $x + \delta x$. Интегрирование дает интегральную функцию распределения яркости $P(x)$. Для заданного значения (x) величина $P(x)$ – доля той части изображения, в которой яркость меньше или равна (x) :

$$P(x) = \int_0^x p(t)dt, \quad (10)$$

Поскольку трудно измерить освещенность с большой точностью, для представления уровней освещенности разумно использовать небольшой набор градаций. Часто используется диапазон 0-255, требующий лишь 8 бит для представления любого уровня. В нашем случае он равняется 64.

Обработка полутоновых изображений методом порогового разделения

Пороговая обработка полутонового изображения заключается в разделении всех элементов изображения на

два класса по признаку яркости, то есть в выполнении поэлементного преобразования.

При выполнении пороговой обработки основной вопрос состоит в выборе порога. Пусть полутоновое изображение содержит интересующие нас объекты одной яркости на фоне другой яркости (типичные примеры: машинописный текст, чертежи, медицинские пробы под микроскопом и т. д.). Тогда в идеале плотность распределения яркостей должна выглядеть как две дельта-функции). В данном случае задача установления порога тривиальна: в качестве порога можно взять любое значение между "пиками". На практике, однако, встречаются определенные трудности, связанные с тем, что, во-первых, изображение искажено шумом и, во-вторых, как для объектов, так и для фона характерен некоторый разброс яркостей. В результате пики функции плотности распределения "расплываются", хотя обычно ее бимодальность сохраняется.

В рассматриваемом методе вместо яркости сегментацию изображения производят на основе текстуры. Чтобы сделать это, необходимо каждому пикселю сопоставить величину текстуры.

Обычно вычисление величины текстуры для данного пикселя основывается на рассмотрении соседних с ним элементов изображения. Так, в качестве простой оценки подобного рода мы можем использовать стандартное отклонение яркости соседних пикселей:

$$A = \sqrt{\frac{\sum_{I=1}^N x_I^2 - \frac{1}{N} \left(\sum_{I=1}^N x_I \right)^2}{N-1}}, \quad (11)$$

где N – число пикселей;

x_I – множество значений яркости в них.

Из рассмотренных методов данный метод является наиболее оптимальным для идентификации интерференционной полосы.

Выводы

В статье был проведен обзор и анализ методов идентификации полутоновых изображений. В результате анализа предложен синтезированный метод идентификации интерференционной полосы поверхности подложек по видеоизображению на основе метода порогового разделения, обладающий наиболее оптимальным соотношением скорости и точности вычислений.

Предложенный метод идентификации может быть использован при разработке метода автоматизированного контроля шероховатости поверхности подложки.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Дунин-Барковский И.В., Корташова А.Н. Измерения и анализ шероховатости, волнистости и некруглости поверхности. – М.: Машиностроение, 1978. – 232 с.
2. Корташев В.Г. Основы теории дискретных сигналов и цифровых фильтров: Учеб. пособие для вузов. – М.: Высш. школа, 1982. – 109 с.
3. Марчук Г.И. Методы вычислительной математики. Учеб. Пособие. – 3е изд., перераб. и доп. – М.: Наука. Гл. ред. физ-мат. лит., 1989. – 698 с.
4. Бахвалов Н.С., Жидков Н.П., Кобельников Г.М. Численные методы. – М.: Наука, 2000. – 456 с.
5. Крылов В.И., Бобков В.В., Монастырский П.И. Вычислительные методы. – М.: Наука, 1999. – 367 с.