

Д. т. н. С. Г. АНТОЩУК, д. т. н. В. Н. КРЫЛОВ,
к. т. н. Г. Ю. ЩЕРБАКОВА

Украина, Одесский национальный политехнический университет
E-mail: milit@milit.tm.odessa.ua

Дата поступления в редакцию
26.10.2005 г.

Оппонент к. т. н. С. А. ГОРЬЕВ
(ОНИИТТ, г. Одесса)

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ЧТЕНИЯ МАРКИРОВОЧНЫХ НАДПИСЕЙ КОМПОНЕНТОВ ПЕЧАТНЫХ УЗЛОВ

Использование разработанных процедур позволило достичь устойчивого распознавания и обеспечить обработку изображений маркировочной надписи в реальном масштабе времени.

Системы автоматизированного оптического контроля применяются в современном производстве печатных узлов на различных этапах технологического процесса. На ранних стадиях производства эти системы применяют на этапе установки компонентов для контроля номиналов и некорректности установки дорогостоящих компонентов с малым шагом выводов. В обоих случаях контроль проводят посредством автоматизированного распознавания маркировки компонентов на изображениях печатных узлов.

Технологии чтения маркировочных надписей компонентов должны обеспечивать инвариантность к трансформациям интенсивности изображений, к масштабу, повороту и сдвигу маркировочных надписей в поле зрения, а также обладать высоким быстродействием (объявленная скорость обработки в известных системах — несколько десятков тысяч компонентов в час [1]). В настоящее время существует ряд подходов к построению «читающих автоматов», однако информационных технологий, отвечающих всем требованиям данной предметной области, не существует, что ограничивает использование систем автоматизированного оптического контроля изделий электронной техники. Целью работы является разработка такой информационной технологии.

Структура информационной технологии включает, как правило, такие этапы [2, с. 141—150]:

- поиск характерных фрагментов, т. е. выделенные области с маркировочными надписями;
- бинаризация полученной области;
- сегментация бинаризованного изображения маркировочной надписи на отдельные символы;
- распознавание отдельных символов и всей надписи.

Целью этапа поиска характерного фрагмента является уменьшение объема обрабатываемой информации, что значительно увеличивает скорость системы контроля. Однако решение этой задачи затрудняется наличием на исходных изображениях боль-

шого количества мелких деталей. Возникает необходимость в обработке, обладающей свойствами частотной локализации, позволяющей выделить на изображении крупные компоненты, включающие маркировочные надписи, и одновременно обеспечить удаление помех и незначимых мелких деталей изображения вне характерных областей.

Традиционное решение подобной задачи предполагает два этапа обработки изображения: пространственную низкочастотную фильтрацию (для удаления помех и незначимых мелких деталей изображения печатного узла вне характерных областей); градиентный поиск (для выявления характерных областей с маркировочными надписями). Традиционны и проблемы подобного подхода: удаляются мелкие детали и из области маркировки, искажаются контуры, низка помехоустойчивость градиентных методов, невозможно для таких методов различить локальные и глобальный экстремумы, низка скорость сходимости вычислительного процесса при целевой функции типа «овраг».

В работе [3] предлагается для поиска характерной области использовать преобразование Гильберта и поисковые алгоритмы на его базе, с помощью которых удалось одновременно расширить область пространственной локализации объектов распознавания и подчеркнуть области перепадов интенсивности. Однако этот аппарат не обладает регулируемой детальностью, не позволяет вести поиск изображений объектов заданных геометрических размеров. Эти проблемы позволяют решить гиперболическое вейвлет-преобразование (ГВП) [4], сочетающее в себе преимущества преобразования Гильберта и вейвлет-преобразования.

ГВП определяется путем свертки [4]

$$HWT(s, x_0) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \Psi_{s, x_0}(x) dx,$$

где $f(x)$ — преобразуемая (анализируемая) функция (строка либо столбец изображения);

$\Psi_{s, x_0}(x)$ — двухпараметрическая базисная функция, получающаяся из материнского вейвлета $\Psi_0(x)$ в результате масштабирования с масштабным множителем $s \in R^+$ и сдвига с параметром $x_0 \in R$.

Получены адаптивные вейвлетные функции на основании материнского вейвлета (рис. 1, а)

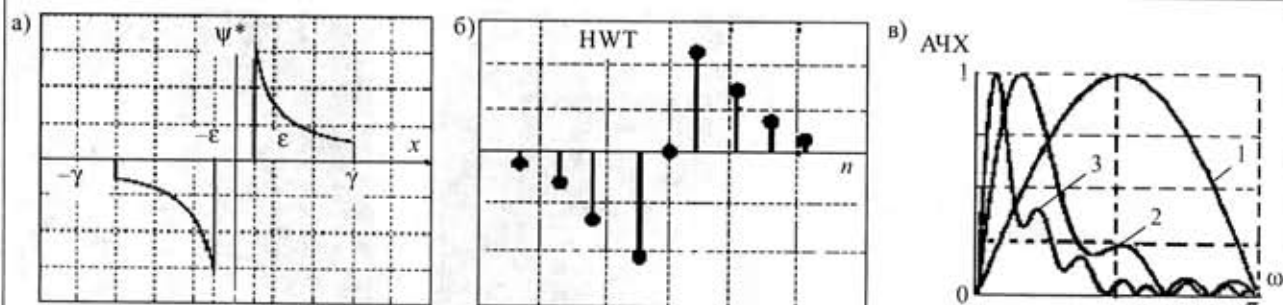


Рис. 1. Гиперболическое вейвлет-преобразование: материнский вейвлет ГВП (а); импульсная (б) и амплитудно-частотные (в) характеристики

$$\Psi_0(x) = \frac{1}{\pi\alpha x} G(x),$$

где $G(x)$ — адаптирующая функция, удовлетворяющая условиям $G(-x) = G(x)$, $G(x) = 1(x-\epsilon) - 1(x-\gamma)$; $1(x)$ — единичная функция Хевисайда; $\alpha > 0$ — масштабирующий коэффициент; ϵ, γ — некоторые положительные параметры.

Дискретное ГВП некоторой дискретной последовательности $\{f_n\}$ определяется как свертка этой последовательности с базисной функцией Ψ_0 , которая соответствующим образом перенормируется с масштабом s и сдвигается по пространственной шкале на интервал $n\Delta x$:

$$HWT(n, s) = \sum_{n'=0}^{N-1} f_{n'} \Psi\left(\frac{(n'-n)\Delta x}{s}\right).$$

Дискретное ГВП функции $f(x)$ можно рассматривать как дискретную свертку $f(x)$ с некоторым фильтром, импульсная (на некотором масштабе) и амплитудно-частотные характеристики которого (на нескольких масштабах) представлены на рис. 1, б, в.

На малых масштабах амплитудно-частотная характеристика (АЧХ) базисной функции стремится к АЧХ дифференциатора (рис. 1, в, кривая 1). Такой фильтр имеет самую широкую полосу пропускания, что определяет его низкую помехоустойчивость. С ростом порядка фильтра (рис. 1, в, кривые 2, 3) его ширина пропускания сужается, максимум характеристики смещается в сторону низких частот, что увеличивает помехоустойчивость и уменьшает влияние помех на результат преобразования. ГВП, сохраняя особенности преобразования Гильберта, обладает рядом полезных свойств с точки зрения обработки сигналов: имеет высокую, по сравнению с операцией дифференцирования, помехоустойчивость; линейно; обладает свойством частотной локализации; результат ГВП в окрестности экстремума равен нулю. Последнее свойство было использовано для разработки поисковых алгоритмов на базе ГВП.

Определим одномерное частное ГВП. В общем случае

$$h_k = \frac{1}{\pi} \int \frac{J(a_1, a_2, \dots, a_n)}{c_k - a_i} da_i,$$

где $J(a_1, a_2, \dots, a_n)$ — обрабатываемый многомерный сигнал; a_i — переменная интегрирования, $i = 1, \dots, n$.

Составим оператор $HWT(c) = (h_1, \dots, h_n)$, который и был использован для синтеза регулярных итерационных алгоритмов:

$$c[k] = c[k-1] - \gamma[k] HWT(c[k-1]), \quad (1)$$

где γ — коэффициент; k — номер итерации.

Сравнение данного поискового метода с градиентными методами показывает преимущество в скорости сходимости разработанного метода при больших масштабах ГВП и близкие результаты при малых масштабах [5]. Эксперименты показали уменьшение количества итераций в 5—10 раз по сравнению с классическими градиентными методами. Кроме того, методы итерационного поиска экстремумов функции на базе ГВП менее чувствительны к локальным экстремумам, особенно это ощутимо при больших значениях масштаба ГВП.

Проведено исследование зависимости точности определения экстремума и скорости сходимости от отношения сигнал/помеха [5]. При отношении сигнал/помеха в диапазоне 5—10 погрешность нахождения положения экстремума не превышала 4% при масштабах ГВП более 32, при отношении сигнал/помеха более 10 погрешность нахождения положения экстремума не превышала 2% при масштабах ГВП не менее 4. Ни один из градиентных методов не достигает таких результатов, поскольку введение в целевую функцию аддитивного гауссовского шума делает градиентные методы неработоспособными уже при отношениях сигнал/помеха менее 15 (по мощности).

Применение разработанного итеративного метода (1) при поиске характерных фрагментов с использованием гиперболического вейвлет-преобразования позволило производить поиск объектов заданного геометрического размера, резко уменьшить количество итераций при целевых функциях типа "овраг", увеличить помехоустойчивость поисковых алгоритмов, создавать алгоритмы поиска глобального оптимума, регулировать детализацию объектов поиска.

Для поиска характерных фрагментов предлагается использовать двухмерный пространственный алгоритм:

$$HWT(x, y) = \frac{1}{\pi} \iint \frac{J(x_1, y_1)}{(\alpha x - x_1)(\alpha y - y_1)} dx_1 dy_1,$$

где α — масштабный коэффициент; x, y — пространственные координаты; $J(x, y)$ — интенсивность изображения.

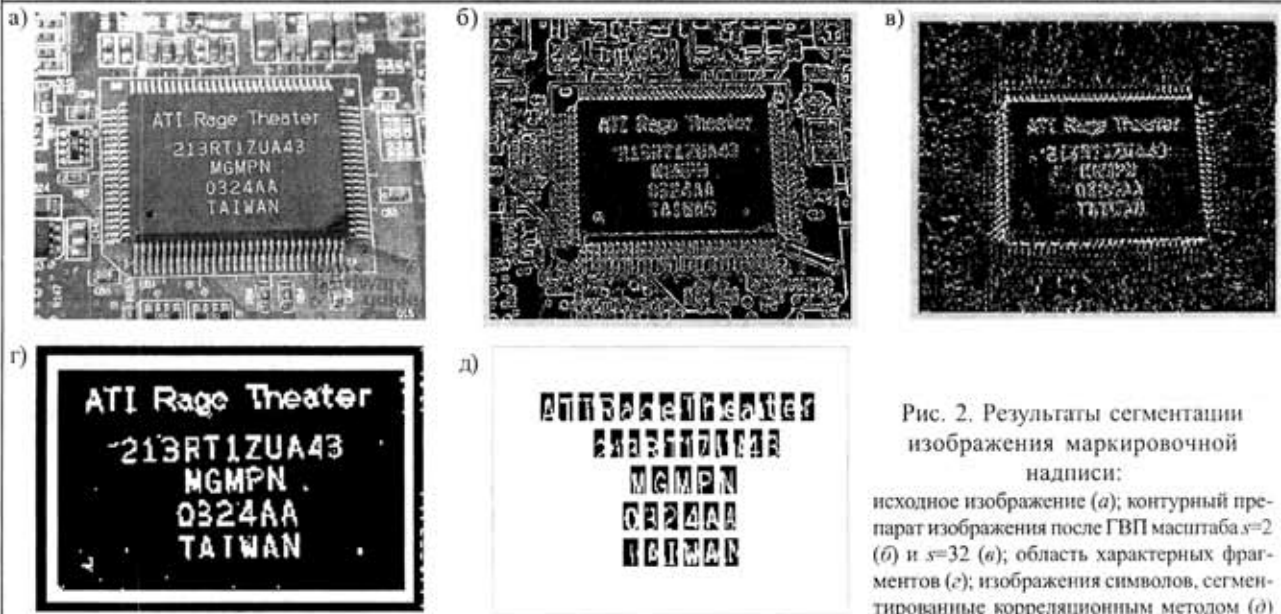


Рис. 2. Результаты сегментации изображения маркировочной надписи:

исходное изображение (а); контурный препарат изображения после ГВП масштаба $s=2$ (б) и $s=32$ (в); область характерных фрагментов (г); изображения символов, сегментированные корреляционным методом (д)

Результаты обработки при поиске характерного фрагмента при разных масштабах ГВП представлены на рис. 2, б и в. Как видно, при малых масштабах ($s=2$) на полученном изображении (рис. 2, б) проявляется множество мелких деталей, затрудняющих анализ. С ростом масштаба ($s=32$) на изображении проявляются крупные фрагменты (контурные линии микросхемы) при ослаблении мелких (рис. 2, в).

Бинаризация характерной области производилась в пространстве ГВП пороговым методом [3, с. 127—128]. Результаты бинаризации представлены на рис. 2, г.

Для сегментации бинаризованного изображения маркировочной надписи на отдельные символы в условиях помех обычно применяют корреляционные методы. При корреляционном методе осуществляется плоскопараллельное смещение маски по обрабатываемому изображению и подсчет совпадающих пикселей [6]. Корреляционная функция определяется следующим образом:

$$K(x, y) = \sum_{i=1}^{L_x} \sum_{j=1}^{L_y} B(x+i, y+j) \cdot M(i, j),$$

где L_x, L_y — размер маски по горизонтали и вертикали;
 x, y — координаты обрабатываемой точки изображения B ;
 i, j — координаты пикселей внутри маски M .

Для бинаризованных изображений расчет корреляционной функции можно проводить по формуле

$$K(x, y) = \sum_{i,j \in M} \delta(i, j),$$

где $\delta(i, j) = \begin{cases} 1, & B(x+i, y+j) = M(i, j); \\ 0, & B(x+i, y+j) \neq M(i, j). \end{cases}$

Взаимное положение маски и символа, для которого количество таких пикселей максимально, принимается соответствующим реальному положению распознаваемого символа. Для повышения вычислительной эффективности при подсчете совпадающих пикселей используется итерационная процедура [6].

Выбор размеров маски проводился адаптивными методами. Как критерий качества адаптации используется коэффициент заполнения анализируемого сегмента. Под коэффициентом заполнения понимается отношение количества значащих пикселей к общему количеству пикселей внутри сегмента. Для повышения разрешающей способности метода учитывались межсимвольные интервалы. Изменение длины и ширины сегмента, соответствующего каждому символу, производится до тех пор, пока коэффициент заполнения превышает пороговое значение. Из-за действия помех размеры сегментов внутри одной надписи могут существенно отличаться друг от друга. Поэтому после вычисления всех размеров определяются наиболее вероятные значения высоты и ширины символов, для чего используют медианные значения их вариационных рядов [6].

Алгоритм сегментации изображения состоит из следующих этапов:

- подсчет количества совпадающих пикселей внутри скользящей маски;
- нахождение локальных максимумов, превышающих порог, определяемый количеством значащих пикселей в символе минимального размера — единице;
- адаптация размеров маски к конкретному символу по критерию максимума коэффициента заполнения с целью уточнения его размеров и положения в окрестностях локальных максимумов;
- составление вариационных рядов по высоте и ширине сегментов; по медианным значениям вариационных рядов определяются нормализованные размеры сегментов;
- символы вписываются в нормализованный сегмент по критерию максимального количества значащих пикселей в сегменте.

В результате действия алгоритма получается набор нормализованных сегментов, в которые вписаны символы или локальные флюктуации помех (рис. 2, з).

Для распознавания символов применялись нейросетевые методы [7].

При использовании разработанных технологий была достигнута вероятность правильного распознавания символов 0,99 при вероятности ошибки второго рода не более 0,005. Таким образом, разработанная информационная технология отвечает всем требованиям систем автоматизированного оптического контроля маркировочных надписей компонентов печатных узлов. Технология может быть рекомендована к применению в широком круге задач обработки и распознавания изображений.

ИСПОЛЬЗОВАННЫЕ ИСТОЧНИКИ

1. Рувинова Э. Автоматизированный оптический контроль печатных узлов // Электроника: Наука. Технология. Бизнес.— 2002.— № 6.— С. 26—32.

2. Крылов В. Н., Максимов М. В. Вторичные преобразователи сигналов изображений.— Одесса: Астропринт, 1997.
 3. Крылов В. Н., Антошук С. Г. Регулярные итеративные методы оптимизации и адаптации на базе преобразования Гильберта // Мат-ли міжнар. конф. з управління "Автоматика-2001". Т. 1.— Одеса: ОНПУ, 2001.— С. 79—80.
 4. Антошук С. Г., Крылов В. Н. Обработка изображений в области гиперболического вейвлет-преобразования // Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы.— 2003.— № 2.— С. 7—10.
 5. Антошук С. Г., Кlich Ю. А., Николенко А. А., Бабилунга О. В. Метод решения задачи оптимизации в условиях помех // Праці міжнар. конф. «Питання оптимізації обчислень (ПОО-XXXII)».— Київ: Ін-т кібернетики ім. В. М. Глушкова, 2005.— С. 25—26.
 6. Крылов В. Н., Антошук С. Г. Методы помехоустойчивой сегментации бинаризованных изображений // Тр. Одес. политехн. ун-та.— 2004.— Вып. 1.— С. 164—167.
 7. Крутлов В. В., Дли М. И., Голунов Р. Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети.— М.: Изд-во физ.-мат. лит., 2001.

К. т. н. С. Э. СЕМЁНОВА, д. т. н. Э. И. СЕМЁНОВ

Россия, Рыбинская гос. авиацион. технологич. академия им. П. А. Соловьева
 E-mail: a_s_ist@list.ru

Дата поступления в редакцию
 13.07 2005 г.

Оппонент В. Г. ЮРЬЕВ
 (ЦКБ "Ритм", г. Черновцы)

СИСТЕМА ФОТОМЕТРИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ СКОРОСТИ ТРАВЛЕНИЯ ТОНКИХ ДИЭЛЕКТРИЧЕСКИХ ПЛЕНОК

Компьютерная система может быть использована для измерения скорости травления, толщины и момента окончания травления диэлектрических пленок при различных методах травления.

Определение скорости травления тонкопленочного покрытия является достаточно актуальным, т. к. позволяет получить информацию о качестве (структуре, плотности) пленок и сделать заключение о возможности их дальнейшего использования, а также определить момент окончания травления. Для решения этой задачи использована методика, применяемая для контроля скорости осаждения диэлектрических пленок [1], которая заключается в анализе фотометрического сигнала с целью извлечения из него информации о скорости травления и толщине пленки. Фотометрический сигнал изменяется по периодическому закону, близкому к косинусоидальному. Подсчет количества экстремумов позволяет получить информацию о толщине пленки, а вычисление мгновенного значения периода этого сигнала в любой момент времени — информацию о текущей скорости нанесения или травления диэлектрической пленки.

Вычисление мгновенного значения периода фотометрического сигнала осуществляется поочередным использованием методов двойного дифференцирования и временных интервалов в зависимости от участков данного сигнала. В области экстремумов использу-

ется метод двойного дифференцирования, а на участках линейного изменения отражения — метод временных интервалов. Такая комбинация методов позволяет минимизировать до допустимого уровня методическую погрешность изменения мгновенной скорости нанесения (травления) диэлектрической пленки.

В настоящем сообщении предложена разработанная компьютерная фотометрическая система, которая может быть использована для измерения скорости травления, толщины и момента окончания травления диэлектрических пленок при различных методах травления.

Для измерения скорости травления фоторезиста использовался комплекс, приведенный на рис. 1, при этом образец погружался в стеклянную кювету с раствором проявителя (гидрата окиси калия).

В качестве образца использовалась кремниевая пластина с нанесенным на нее путем центрифугирования фоторезистом ФП-9120-1, проэкспонированная ультрафиолетовым излучением.

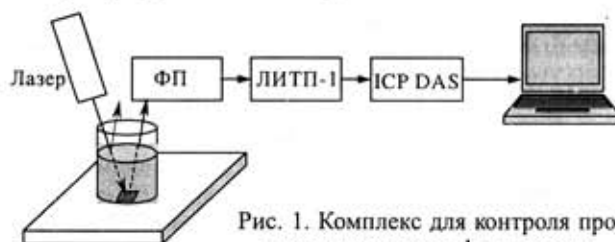


Рис. 1. Комплекс для контроля процесса травления фоторезиста