

УДК 681.327

М.Е. Ваткин, А.А. Дудкин, А.В. Инютин

## ИДЕНТИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ НА ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ ТОПОЛОГИЧЕСКОГО СЛОЯ ИНТЕГРАЛЬНОЙ СХЕМЫ

*Предлагается новый алгоритм идентификации объектов топологического слоя интегральной схемы как по цветовым признакам, так и по признакам формы объектов. Слой представляется как набор изображений, где каждое из них имеет разные условия фотографирования. Предложенный алгоритм идентификации основывается на сегментации цветного изображения и двухэтапном улучшении изображения с использованием математической морфологии и семантической фильтрации.*

### Введение

Современное производство интегральных микросхем (ИМС) требует контроля всех критических процессов производства. Важной частью общей системы контроля являются системы технического зрения [1], в которых центральное место при обработке информации занимает идентификация объектов на изображениях. Объектами на топологическом слое ИМС являются контактная площадка, контактное окно, диффузионный или металлизированный проводник и другие элементы топологии. На изображении слоя каждый из объектов представляет некоторую область изображения, которая характеризуется набором информационных признаков: цветом, формой и размером. Идентификация заключается в построении отображения, которое задается на множестве сегментов (подобластей) исходного изображения, принимающего значение 1 тогда и только тогда, когда сегмент является объектом, иначе – значение 0. Для идентификации сегмента изображения как объекта весь набор информационных признаков должен удовлетворять заданным условиям, иначе сегмент будет являться фоновым.

Как правило, первым этапом идентификации является сегментация изображения [2–5]. В работе [6] предложен алгоритм сегментации полутоновых изображений, в котором критерием разделения на области выступает яркость (интенсивность), а выделение контуров осуществляется на основе дискретного ортогонального преобразования Уолша, что позволяет получить более тонкую контурную линию. Данным алгоритмом хорошо разделяются изображения, имеющие бимодальную функцию плотности распределения вероятностей значений яркостей.

Изображение топологического слоя ИМС (например, металлизации, поликремния или диффузионного) представляет собой совокупность кадров, количество которых может достигать нескольких тысяч. Кадры могут пересекаться, при этом даже одни и те же области изображения на разных кадрах могут различаться цветом и иметь разный характер помех и искажений. Недостатком упомянутого выше алгоритма сегментации является его неустойчивость к изменениям условий съемки различных кадров изображения. Сегментация на основе кластерного подхода предпочтительнее [5], тем не менее, в результате изменения условий съемки кадров может сместиться центр цветового кластера объектов, что приведет к ошибкам сегментации. Поэтому возникла необходимость в разработке оригинального алгоритма сегментации изображений, которые задаются в виде совокупности кадров, полученных при различных условиях съемки и имеющих различные шумовые составляющие.

Предлагаемый алгоритм идентификации объектов на цветных изображениях топологических слоев ИМС основан на сегментации с последующим улучшением результата с помощью морфологического и семантического фильтров. В свою очередь, алгоритм сегментации основан на кластерном подходе с применением экспериментально полученной функции расстояния и позволяет осуществлять идентификацию при решении задачи обработки изображений в системах технического зрения, предназначенных для проектирования и контроля изготовления ИМС.

### 1. Общая схема алгоритма идентификации

Пусть объект на цветном изображении слоя, представленного совокупностью кадров, задается цветом, формой и размером. При этом на разных кадрах цвет объекта может различаться.

Целью идентификации является разделение изображения на участки двух типов: области, соответствующие объектам, и все остальные, являющиеся фоном. Предлагаемый алгоритм состоит из следующих этапов:

- 1) предварительная сегментация;
- 2) морфологическая фильтрация;
- 3) описание сегментов и вычисление их семантических признаков;
- 4) семантическая фильтрация.

На первом этапе для сегментации изображения используется цветовая характеристика объектов. Далее с помощью морфологической фильтрации из множества объектов удаляются сегменты малого размера, представляющие собой шум на сегментированном изображении, и сглаживаются края сегментов. Для полученных сегментов изображения вычисляются их геометрические признаки: площадь, центр, наибольшее расстояние между двумя пикселями контура сегмента и размеры аппроксимирующего прямоугольника. Наконец, на основе набора геометрических признаков производится семантическая фильтрация изображения. Сегменты, характеристики которых не удовлетворяют условиям фильтрации, удаляются из множества объектов. В результате полученные сегменты задают искомое отображение, т. е. на изображении выделены сегменты, соответствующие объекту, и остальные сегменты, являющиеся сегментами фона.

## 2. Предварительная сегментация кадра

Предварительная сегментация кадра изображения состоит из двух этапов: кластеризации пикселей изображения в цветовом пространстве изображения и их порогового разделения.

Пусть  $X = \{x_j \mid j=1, 2, \dots, p\}$  – множество пикселей кадра изображения, где  $x_j = (r_j, g_j, b_j)$  – цвет  $j$ -го пикселя, представленный его красной, зеленой и голубой компонентами соответственно;  $p$  – количество пикселей. Под кластером  $C_i \in C$  с центром  $c_i = (r_i, g_i, b_i)$  в цветовом пространстве изображения понимается подмножество пикселей из  $X$ , удовлетворяющее условию близости к центру кластера:

$$\|x_j - c_i\| = \min_{\forall C_k \in C} \|x_j - c_k\|. \quad (1)$$

Алгоритм кластеризации, в свою очередь, задает значения  $c_i$  для кластеров  $C_i, i = 1, 2, \dots, N$ , таким образом, чтобы выполнялось условие

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N \sum_j \|x_j - c_i\| \rightarrow \min, & j \text{ такие, что } \|x_j - c_i\| \leq \varepsilon; \\ N \rightarrow \min, \end{cases}$$

где  $\varepsilon$  – шаг дискретизации цветового пространства изображения, при котором различные кластеры не пересекаются и образуют разбиение исходного множества пикселей;  $X = \bigcup_{i=1}^N C_i$ ;  $N$  – число кластеров.

Параметр  $\varepsilon$  определяет чувствительность алгоритма кластеризации и неявным образом задает количество кластеров – чем меньше значение  $\varepsilon$ , тем большее количество кластеров получится. Значение  $\varepsilon$  ограничено сверху значением максимума цветового расстояния между пикселями исходного изображения,  $\varepsilon \leq \max_{i,j} \|x_j - x_i\|$ .

Результат кластеризации однозначно определяется путем нахождения множества центров кластеров, т. е. принадлежность каждого пикселя к тому или иному кластеру определяется с помощью условия (1). Поэтому далее ограничимся описанием алгоритма нахождения центров кластеров.

Необходимо отметить, что результаты проводимой кластеризации сильно зависят от выбора вида функции цветового расстояния. Экспериментально было установлено, что наилуч-

шей функцией расстояния для задач анализа изображений топологических слоев является функция вида

$$\|x - y\| = \sqrt{(r_x - r_y)^2 + (g_x - g_y)^2 + (b_x - b_y)^2 + (L_x - L_y)^2},$$

где  $r, g, b$  – абсолютные значения цветности компонент цвета,  $r = R - \min(R, G, B)$ ,  $g = G - \min(R, G, B)$ ,  $b = B - \min(R, G, B)$ ;  $L$  – яркость пикселя,  $L = 0,3 \cdot R + 0,59 \cdot G + 0,11 \cdot B$ ;  $R, G, B$  – значения цветовых компонент красного, зеленого и голубого цветов соответственно.

Сегментация заключается в последовательном выполнении двух описанных ниже алгоритмов. С помощью первого алгоритма осуществляется поиск центров кластеров в цветовом пространстве. Он дает некоторое приближенное решение задачи кластеризации. Исходными данными этого алгоритма являются множество пикселей  $X$  и параметр дискретизации  $\varepsilon$ , результатом выполнения – множество центров искомым кластеров  $\hat{C} = \{c_i | i = 1, \dots, N\}$ . Через  $n_i$  обозначено число пересчетов центра кластера  $c_i$   $i$ -го кластера. Исходными данными второго алгоритма, выполняющего пороговое разделение исходного множества пикселей, являются множества  $X$  и  $\hat{C}$ , а также параметр  $h$  – цвет, заданный пользователем, и параметр  $P$  – заданное (в %) допустимое отклонение цвета при пороговом разделении. Результатом работы алгоритма является множество  $X$ , причем для каждого пикселя этого множества отмечено, принадлежит он объекту или нет.

*Алгоритм поиска центров кластеров с заданным шагом дискретизации  $\varepsilon$*

1. Начальное число кластеров  $N = 0$ .
2. Выбираем из множества  $X$  первый пиксель  $x$ ,  $X = X \setminus \{x\}$ .
3. Если  $N = 0$ , то  $i = i + 1$ ,  $c_i = x$ ,  $n_i = 1$ .

Иначе:

3.1. Находим такой кластер  $c_i$ , для которого  $\|c_i - x\| \rightarrow \min$ .

3.2. Если  $\|c_i - x\| < \varepsilon$ , то рассчитываем новое значение центра кластера по формуле  $c_i = (c_i \cdot n_i + x) / (n_i + 1)$ ,  $n_i = n_i + 1$ .

Иначе добавляем новый кластер:  $i = i + 1$ ,  $c_i = x$ ,  $n_i = 1$ .

4. Если множество  $X \neq \emptyset$ , переходим к п. 2.
5. Конец алгоритма.

*Алгоритм порогового разделения*

1. Упорядоченное множество кластеров  $C = \emptyset$ .
2. Выбираем кластер  $C_i$  из множества  $C$ ,  $C = C \setminus C_i$ , для которого  $\|c_i - h\| \rightarrow \min$ , где  $h$  – цвет, заданный пользователем. Присваиваем  $C_i$  индекс  $j = 1$ . Добавляем  $C_j$  в новое множество  $C' = C' \cup C_j$ .
3. Находим индекс  $k$  кластера из  $C$ , такой, что  $\|c_k - c_i\| = \min_{\forall C_g \in C'} (\|c_g - c_i\|)$ ,  $\forall C_g \in C$ , и вы-

полняем следующие действия: в  $j = j + 1$ ,  $C = C \setminus C_k$  присваиваем  $C_k$  индекс  $j$ ,  $C' = C' \cup C_j$ .

4. Если множество  $C \neq \emptyset$ , перейти к п. 3.
5. Находим  $d_{\max} = \|c_1 - c_N\|$ ,  $C_1, C_N \in C'$ ,  $N = |C'|$ .

6. Вычисляем радиус допустимого цветового отклонения  $R = d_{\max} \cdot P / 100$ , где  $P$  – заданное пользователем допустимое отклонение от выбранного кластера (в процентах от  $d_{\max}$ ).

7. Рассчитываем центр кластера  $t$  для порогового разделения, используя такие кластеры

$$C_i, \text{ что } \sum_i \|c_{i-1} - c_i\| < R, t = \left( \frac{\sum_i c_i \cdot n_i}{\sum_i n_i} \right).$$

8. Выполняем пороговое разделение для сегментации изображения  $X$  в соответствии с правилом: если  $\|t - x_i\| < R$ , то  $x_i \in X$  помечается как пиксель объекта, иначе  $x_i$  помечается как пиксель фона.

### 3. Морфологическая фильтрация

Задача удаления шума на растровом изображении в математической морфологии обычно решается с помощью операций отмыкания, замыкания или их последовательности. Операция

отмыкания уничтожает узкие перешейки и сглаживает выступы на бинарном изображении, а операция замыкания поглощает маленькие углубления и смыкает промежутки. И отмыкание, и замыкание обладают свойством идемпотентности, т. е. повторное применение функции с тем же структурирующим элементом не изменит изображение. Если требуется улучшить результат фильтрации, то используется набор структурирующих элементов возрастающего размера. Однако увеличение размера структурирующего элемента ухудшает разрешающую способность фильтра. Таким образом, недостатком классических морфологических фильтров является их невысокая разрешающая способность, что приводит к значительному искажению исходного изображения.

Для удаления шума на изображении предлагается использовать модификацию морфологического фильтра, предложенного в работе [7]. Определим операции мягкой эрозии и дилатации:

$$\text{SoftErode}(A,B) = \{0 \text{ при } n_0 + t \leq n_{\text{mis}}, 1 \text{ при } n_0 + t > n_{\text{mis}}\}; \quad (2)$$

$$\text{SoftDilate}(A,B) = \{1 \text{ при } n_1 + t \leq n_{\text{mis}}, 0 \text{ при } n_1 + t > n_{\text{mis}}\}, \quad (3)$$

где  $n_0$  – число нулевых пикселей на изображении в маске структурирующего элемента, совпавших по значению с ненулевыми пикселями структурирующего элемента;  $n_1$  – число ненулевых пикселей на изображении в маске структурирующего элемента, совпавших по значению с ненулевыми пикселями структурирующего элемента;  $n_{\text{mis}}$  – разность между количеством пикселей структурирующего элемента и значениями  $n_0$  и  $n_1$  для эрозии и дилатации соответственно;  $t$  – порог фильтрации.

Мягкий морфологический фильтр работает следующим образом. Для каждого пикселя в окне структурирующего элемента в операции дилатации подсчитывается количество ненулевых пикселей, совпавших с ненулевыми пикселями структурирующего элемента, а в операции эрозии подсчитывается количество нулевых совпавших элементов. В зависимости от функции пиксель обрабатываемого изображения согласно формулам (2), (3) помечается как пиксель объекта (ему присваивается значение 1) или как пиксель фона (ему присваивается значение 0). Количество проходов фильтра задается в зависимости от качества входного изображения.

Таким образом, операции мягкого отмыкания и замыкания запишем как

$$\text{SoftOpen}(A,B) = \text{SoftDilate}(\text{SoftErode}(A,B),B); \quad (4)$$

$$\text{SoftClose}(A,B) = \text{SoftErode}(\text{SoftDilate}(A,B),B). \quad (5)$$

Использование порога фильтрации в мягком морфологическом фильтре позволяет дополнительно управлять работой фильтра для достижения лучших результатов фильтрации. Например, в операции отмыкания или замыкания можно использовать разные пороги для эрозии и дилатации.

Исходными данными для фильтрации являются сегментированное изображение и параметры фильтрации – размер и форма структурирующего элемента, количество проходов фильтра, значение порога фильтрации.

Мягкий морфологический фильтр работает следующим образом. Для каждого пикселя изображения в окне структурирующего элемента вычисляется количество пикселей объекта (фона), совпавших с ненулевыми пикселями структурирующего элемента. Пикселю обрабатываемого изображения присваивается значение, соответствующее фону или объекту согласно формулам (2), (3). Количество проходов фильтра задается в зависимости от качества входного изображения. В результате работы фильтра удаляется шум с исходного изображения и сглаживаются границы объектов.

#### 4. Алгоритмы описания сегментов

##### *Алгоритм построения связных растровых границ сегментов*

Последовательно сканируются все пиксели изображения  $X$ . Если текущий пиксель принадлежит объекту, а один из его соседних пикселей – фону, то такой пиксель считается граничным. Все граничные пиксели заносятся в соответствующие массивы граничных пикселей

сегментов. Выбор массива производится путем проверки условия наличия в массиве пикселя с координатами, отличающимися на 1 по горизонтали или вертикали. Если такой пиксель находится в нескольких массивах, то все такие массивы объединяются. Для того чтобы избежать специальной обработки исключительных граничных пикселей, т. е. пикселей, принадлежащих одновременно двум граничным контурам (рис. 1), исходное изображение достаточно увеличить в три раза.

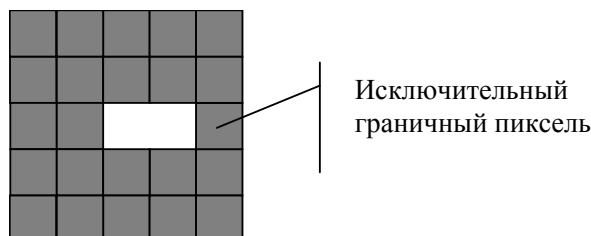


Рис. 1. Пример исключительного граничного пикселя

После того как все граничные пиксели будут отнесены к тому или иному контуру, координаты пикселей снова приводятся к исходному масштабу изображения. В результате работы алгоритма получаем набор контуров, описывающих объекты на изображении.

*Алгоритм построения хордового описания сегментов и расчет признаков сегментов*

Хордовое описание сегмента представляет собой описание сегмента в виде параллельных хорд, покрывающих сегмент. Под хордой произвольного сегмента понимаем отрезок, соединяющий два пикселя контура сегмента (по аналогии с хордой круга). Хордовое описание сегмента горизонтальными хордами из растрового описания границы сегмента строится в соответствии со следующим алгоритмом.

1. Упорядочиваем пиксели контура в двумерном массиве по координатам  $y$  и  $x$ .
2. Для каждого пикселя из полученного массива определяем признак принадлежности пикселя к правому или левому концу хорды.
3. По порядку нарастания координат  $y$  и  $x$  выбираем подряд идущие пары пикселей с признаками правого или левого конца хорды. Если пиксель имеет оба признака, то пара составляется из повторения этой точки. Выбранные пары записываются в новый двумерный массив хорд.
4. По описанию контура и по построенному хордовому описанию сегмента легко найти следующие характеризующие его признаки:
  - площадь сегмента

$$S = \sum_{i=1}^N (xl_i - xr_i),$$

где  $xl_i$  – координата  $x$  левого конца  $i$ -й хорды;  $xr_i$  – координата  $x$  правого конца;  $N$  – количество хорд сегмента;

– геометрический центр сегмента

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^M x_i}{M};$$

$$y_c = \frac{\sum_{i=1}^M y_i}{M},$$

где  $(x_i, y_i)$  – координаты пикселя  $p_i$  контура;  $M$  – количество пикселей контура;

– наибольшее расстояние между двумя пикселями контура сегмента

$$D_{\max} = \max \|p_i - p_j\|, i = 1, \dots, M, j = 1, \dots, M,$$

где пиксели  $p_i$  и  $p_j$  принадлежат множеству пикселей контура;

– размеры аппроксимирующего прямоугольника для сегмента.

Полагаем площадь  $s$  аппроксимирующего прямоугольника равной площади сегмента  $S$ , а величину диагонали  $d$  – равной  $D_{\max}$ . Обозначим длину и ширину прямоугольника как  $a$  и  $b$ . Чтобы найти размеры прямоугольника, нужно решить относительно  $a$  и  $b$  систему уравнений

$$\begin{cases} a^2 + b^2 = d^2; \\ a \cdot b = s. \end{cases}$$

Получаем

$$a = \max\left(\sqrt{\frac{-d \pm \sqrt{d^2 - 4s}}{2}}, s/\sqrt{\frac{-d \pm \sqrt{d^2 - 4s}}{2}}\right);$$

$$b = s/a.$$

## 5. Семантическая фильтрация изображения

Характеристики сегментов, описанные в предыдущем разделе, являются семантическими дескрипторами формы сегментов и используются для семантической фильтрации изображения. Необходимость применения семантической фильтрации диктуется тем, что после использования морфологической фильтрации остается много ложных сегментов объектов. Такие сегменты могут быть отнесены к сегментам фона путем анализа их формы.

Определим операцию семантической фильтрации. Семантическая фильтрация разделяет множество сегментов изображения на два подмножества. В первое подмножество входят сегменты, признаки которых удовлетворяют условиям фильтрации, а во второе – сегменты, признаки которых не удовлетворяют условиям фильтрации.

Входными данными для фильтрации являются:

- массив сегментов и их характеристик ( $S, D_{\max}, a, b$ );
- упорядоченный набор условий фильтрации (задаются критерий и его значение).

Условие фильтрации задается тройкой ( $N, C, V$ ), где  $N$  – название семантического дескриптора,  $C$  – тип сравнения ( $<, >, <=, >=$ ) и  $V$  – значение, с которым будет сравниваться значение семантического дескриптора.

## 6. Эксперименты

Для большинства обрабатываемых изображений можно выделить следующие параметры:

- величину зашумленности границ сегментов;
- уровень шума на сегментах;
- максимальный размер ложных (шумовых) сегментов;
- величину неоднородности цвета сегмента;
- отличие гистограмм яркости сегментов объектов и сегментов фона.

Величина зашумленности границ

$$K_{\text{гр}} = (1 - L_{\text{ан}}/L_{\text{гр}}) \cdot 100, \quad (6)$$

где  $L_{\text{ан}}$  – длина аппроксимирующей линии (рис. 2) для границы сегмента;  $L_{\text{гр}}$  – длина границы сегмента.

Уровень шума на сегментах можно выразить как отношение суммарной площади шума на сегменте к общей площади сегмента, максимальный размер ложных сегментов – как макси-

мум по всем значениям ширины и длины для всех ложных сегментов, величину неоднородности цвета сегмента – как стандартное отклонение на гистограмме сегмента в пространстве RGB.

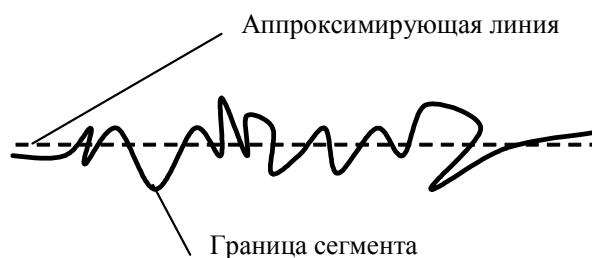


Рис. 2. Пример границы сегмента и аппроксимирующей линии для границы

В соответствии с описанными параметрами множество изображений топологических слоев ИМС разделим на несколько типов.

1. Отсутствует зашумленность границ сегментов. Уровень шума на сегментах очень мал (меньше 0,1 %). Величина неоднородности цвета очень мала – меньше 4.

2. Зашумленность границ сегментов меньше 35 %. Уровень шума на сегментах мал (меньше 1 %). Величина неоднородности цвета мала – меньше 4.

3. Зашумленность границ сегментов меньше 35 %. Уровень шума на сегментах меньше 25 %. Величина неоднородности цвета велика – достигает 25. Максимальный размер ложного сегмента значителен – больше 20 пикселей.

4. Зашумленность границ сегментов меньше 35 %. Уровень шума на сегментах меньше 25 %. Максимальный размер ложных сегментов значителен – больше 20. Гистограммы яркости для объектов и фона плохо различимы.

5. Зашумленность границ сегментов меньше 5 %. Уровень шума на сегментах фона меньше 5 %, уровень шума на сегментах объектов больше 50 %. Максимальный размер ложных сегментов значителен – больше 7. Гистограммы яркости для объектов и фона различимы. Величина неоднородности цвета фона мала – меньше 7, а величина неоднородности цвета высока – больше 80.

Приведем по одному примеру обработки изображений каждого типа. На рис. 3–6 сегменты фона показаны черным цветом, а сегменты объектов – исходным цветом объектов. На рис. 7 сегменты объектов показаны черным цветом, а сегменты фона – исходным цветом.

Характерной особенностью изображений первого типа (рис. 3) является то, что полученные сегменты имеют малую дисперсию цвета.

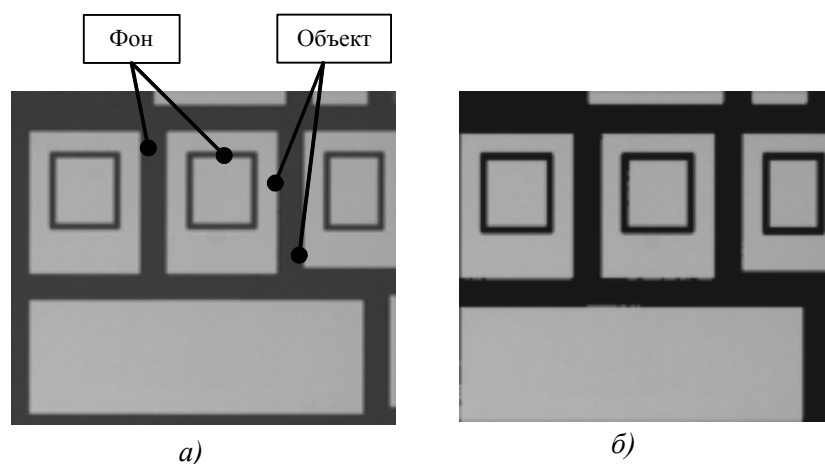


Рис. 3. Изображение шаблона первого типа: а) исходное изображение; б) результат сегментации

При обработке изображений второго типа (рис. 4) этап морфологической фильтрации устраняет артефакты, возникающие на границах сегментов, а семантическая фильтрация устраняет ложные (шумовые) сегменты фона.

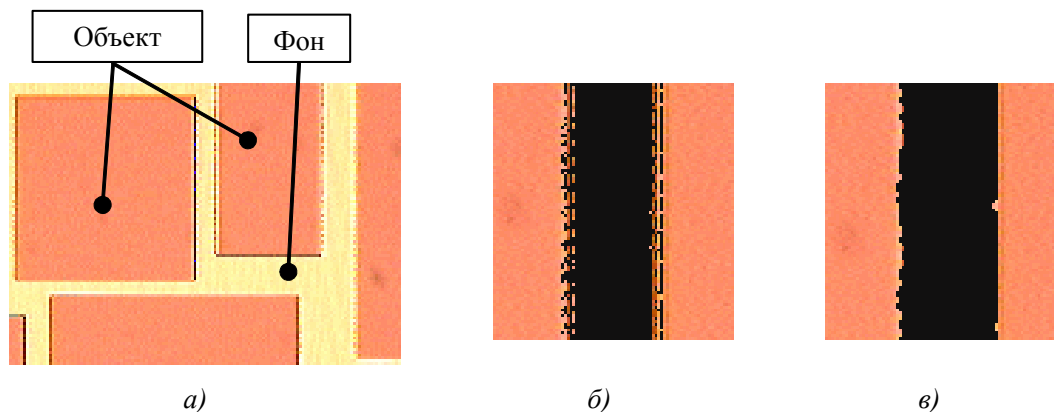


Рис. 4. Изображение шаблона второго типа: а) исходное изображение; б) пример границ сегментов после цветовой сегментации; в) пример границ сегментов после морфологической фильтрации

При обработке изображений третьего и четвертого типа (рис. 5, б) после сегментации и морфологической фильтрации остаются ложные сегменты объектов и фона, которые устраняются на этапе семантической фильтрации. Особенностью обработки изображений четвертого типа является использование информации о цвете пикселей при цветовой сегментации, т. е. по гистограмме яркости невозможно отделить пиксели фона от пикселей объектов.

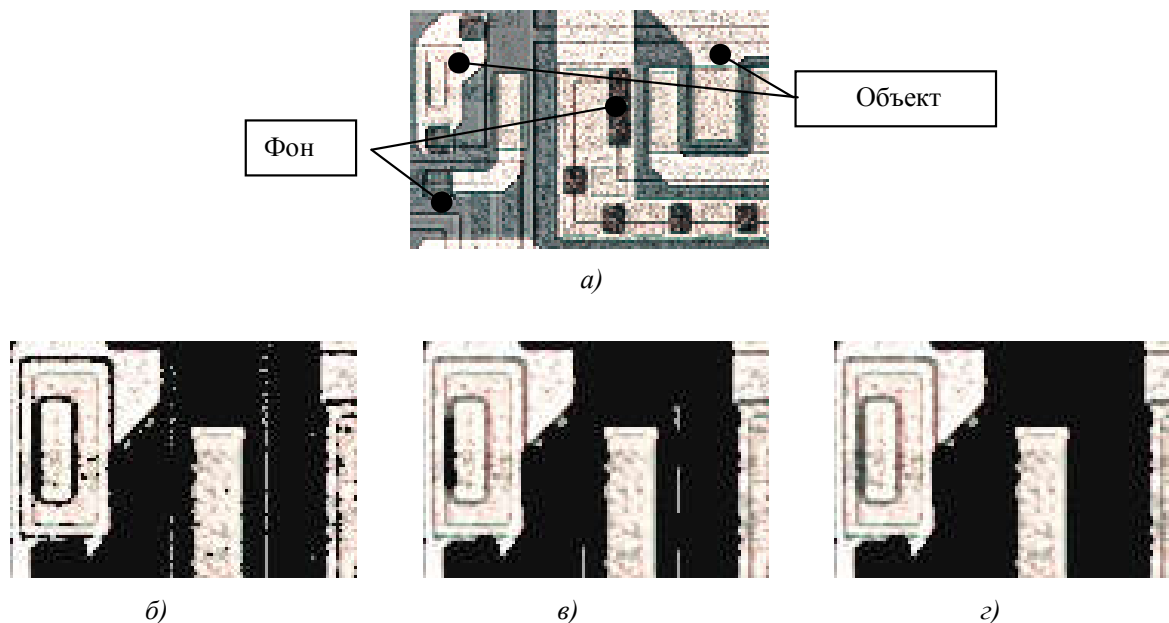


Рис. 5. Изображение слоя третьего типа: а) исходное изображение; б) вид сегментов после цветовой сегментации; в) вид сегментов после морфологической фильтрации; г) вид сегментов после семантической фильтрации



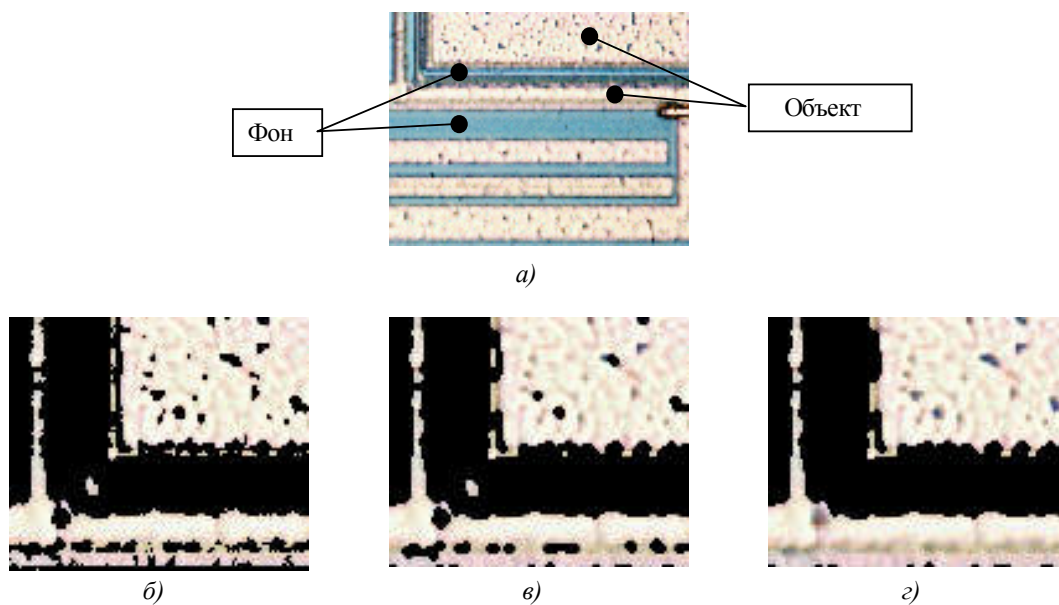


Рис. 6. Изображение слоя четвертого типа: *а)* исходное изображение; *б)* вид сегментов после цветовой сегментации; *в)* вид сегментов после морфологической фильтрации; *з)* вид сегментов после семантической фильтрации

Особенностью обработки изображений пятого типа (рис. 7) является выделение сегментов фона вместо сегментов объектов, так как сегменты объектов имеют большую дисперсию цвета.

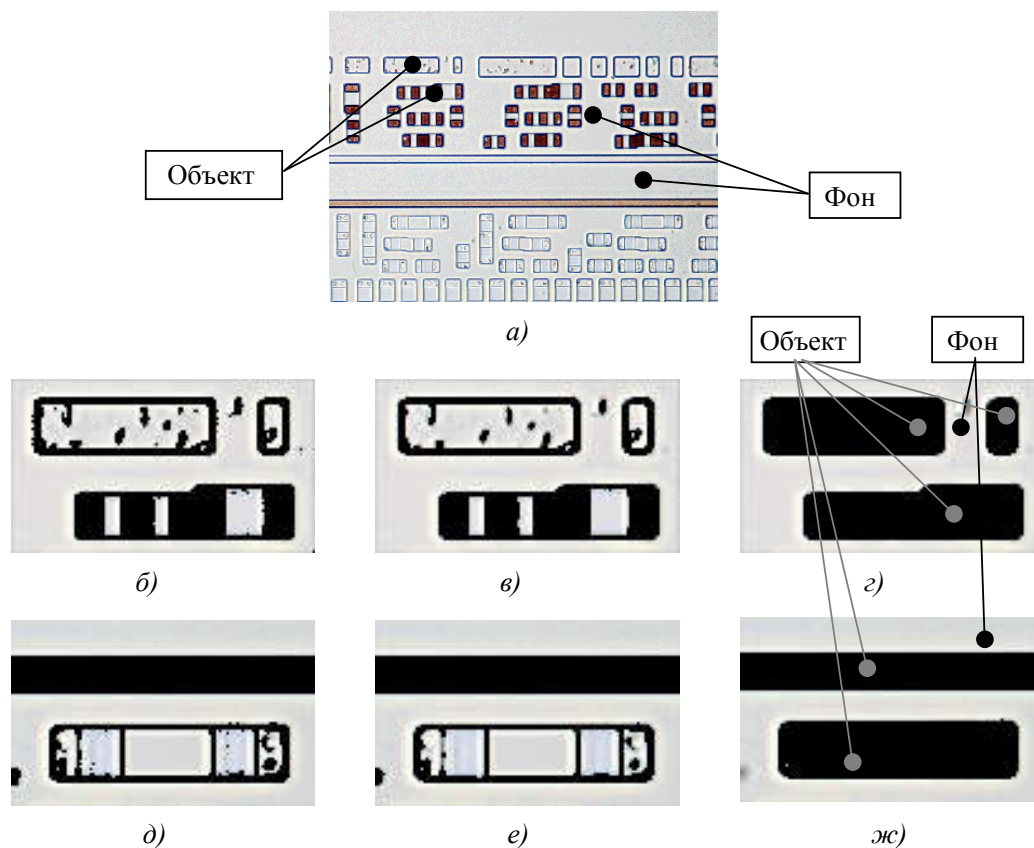


Рис. 7. Изображение слоя пятого типа: *а)* исходное изображение; *б), д)* примеры сегментов после цветовой сегментации; *в), е)* примеры сегментов после морфологической фильтрации; *з), ж)* примеры сегментов после семантической фильтрации

Точность идентификации объектов предложенным алгоритмом приведена в таблице.

Таблица

Точность идентификации объектов на различных типах изображений

| Тип изображения | Параметры этапов обработки   |   |   | Количество обработанных кадров | Точность идентификации объектов, % от площади объектов |
|-----------------|------------------------------|---|---|--------------------------------|--|
|                 | Кластеризация, $\varepsilon$ | Морфологическая фильтрация, вид фильтра, параметры фильтрации       | Семантическая фильтрация                                      |                                |  |
| 1               | 40                           | SOFTCLOSE<br>$t_{\text{дил}} = 6$<br>$t_{\text{эр}} = 6$<br>$I = 3$ | Фон: $b < 20$   | 36                             | 100  |
| 2               | 20                           | SOFTCLOSE<br>$t_{\text{эр}} = 6$<br>$t_{\text{дил}} = 6$<br>$I = 3$ | Объект: $b < 5$<br>Фон: $b < 20$                              | 78                             | 99,99  |
| 3               | 10                           | SOFTCLOSE<br>$t_{\text{дил}} = 5$<br>$t_{\text{эр}} = 6$<br>$I = 3$ | Фон: $a < 25$<br>$b < 15$                                     | 16                             | 97,48  |
| 4               | 10                           | SOFTCLOSE<br>$t_{\text{дил}} = 4$<br>$t_{\text{эр}} = 6$<br>$I = 3$ | Фон: $S < 300$  | 110                            | 82,3   |
| 5               | 7                            | SOFTOPEN<br>$t_{\text{дил}} = 1$<br>$t_{\text{эр}} = 1$<br>$I = 1$  | Фон: $a < 20$<br>$b < 15$<br>Объект:<br>$a < 170$<br>$b < 50$ | 56                             | 95,1   |

В таблице  $t_{\text{дил}}$  и  $t_{\text{эр}}$  – это соответственно пороги мягкой дилатации и эрозии для морфологического фильтра;  $I$  – количество проходов фильтра. Точность идентификации объектов – это отношение площади верно идентифицированных пикселей объекта к реальной площади объекта.

В приведенных примерах при семантической фильтрации не используется параметр  $D_{\text{max}}$ , тем не менее, при применении разработанного алгоритма идентификации в производстве может возникнуть необходимость учета значения параметра  $D_{\text{max}}$ .

### Заключение

Предложен алгоритм идентификации объектов на цветных изображениях слоя ИМС, отличительной чертой которого является то, что множество пикселей изображений разбивается на подмножества-сегменты с учетом как цветовых признаков, так и признаков формы топологических объектов слоя. Топологический слой ИМС представлен как набор изображений с различными условиями фотографирования. Предложенный алгоритм идентификации вначале использует цветовые признаки изображения, затем для уменьшения количества ложных сегментов выполняется двухэтапное улучшение результата, основанное на математической морфологии и семантической обработке.

Алгоритм тестировался при решении задачи идентификации объектов на слоях металлизации при разработке ИМС по технологии обратного проектирования. При этом разработанный алгоритм обеспечил желаемый уровень идентификации (больше 90 %) металлизации слоя.

### Список литературы

1. Automatic PCI Inspection Algorithms: A Survey / M. Voganti, F. Ercal, C. Dagli, S. Tsunekawa // Computer Vision and Image Understanding. – № 63. – 1996. – P. 287–313.

2. Прэнт У. Цифровая обработка изображений: пер. с англ. В 2 кн. Кн. 2. – М.: Мир, 1982. – 480 с.
3. Kerfoot I.B., Bresler Y. Theoretical analysis of multispectral image segmentation criteria // IEEE Trans. Image Processing. – 1999. – Vol. 8. – № 6. – P. 768–820.
4. Coleman G.B., Andrews H.C. Image Segmentation by Clustering // Proc. IEEE. – Vol. 67. – 1979. – P. 773–785.
5. Zhang Z. A survey on evaluation methods for image segmentation // Pattern Recognition. – 1996. – Vol. 29 (8). – P. 1335–1346.
6. Дудкин А.А., Вершок Д.А., Селиханович А.М. Выделение контуров на полутоновых изображениях слоев интегральных схем // Искусственный интеллект. – № 3. – 2004. – С. 453–458.
7. Gasteratos A., Andreadis I. Soft Mathematical Morphology: Extensions, Algorithms and Implementations // <http://utopia.duth.gr/~agaster/papers/FuzzySoftMorph.pdf>.

Поступила 28.04.05

*Объединенный институт проблем  
информатики НАН Беларуси,  
Минск, Сурганова, 6  
e-mail: [vatkin@tut.by](mailto:vatkin@tut.by),  
[doudkin@newman.bas-net.by](mailto:doudkin@newman.bas-net.by),  
[avin@lsi.bas-net.by](mailto:avin@lsi.bas-net.by)*

**M.E. Vatkin, A.A. Doudkin, A.V. Inyutin**

**OBJECTS IDENTIFICATION  
ON COLOR IMAGES OF A TOPOLOGICAL LAYER  
OF THE INTEGRATED CIRCUIT**

A new algorithm of object identification of the IC layer based both on color and form attributes of objects is proposed. The IC layer is represented as a set of images where each image has various conditions of photographing. The algorithm of identification is based on segmentation of the color image and two-stage improvement of the image using mathematical morphology and semantic filtration.