

Комбинирование одноклассовых классификаторов в задачах сегментации изображений, содержащих объекты топологии плат микросборок*

А. О. Ларин¹, О. С. Середин², В. В. Кондрашов²

ekzebox@gmail.com

¹Московский физико-технический институт; ²Тульский государственный университет

Решение задачи автоматизации установок лазерной подгонки резистивных элементов требует предварительной сегментации элементов топологической структуры платы микросборки на основе изображения, полученного с видеокамеры. Ввиду специфики работы системы, применение стандартных методов сегментации изображения может оказаться затруднительным. В данной работе для решения этой задачи предлагается использовать результаты распознавания одноклассового классификатора Тэкса на основе признаков LBP.

Ключевые слова: сегментация изображений, топология плат микросборок, распознавание образов, одноклассовая классификация, метод описания данных опорными векторами, локальные бинарные шаблоны.

Combining of one-class classifiers for segmentation images with microassembly layout objects*

A. O. Larin¹, O. S. Seredin², V. V. Kondrashov²

¹Moscow Institute of Physics and Technology; ²Tula State University

Automation solution for laser trimming of resistive element facilities requires presegmentation of microassembly topology elements based on image obtained from a video camera. Because the specifics of the system, the application of standard methods of image segmentation can be difficult. In this paper, to solve this problem, the authors proposed an approach based on using Support Vector Data Description method and LBP (local binary patterns) features.

Keywords: image segmentation, microassembly topology, pattern recognition, one-class classification, support vector data description, local binary patterns.

Введение

Автоматизация работы установок лазерной подгонки резистивных элементов [1] является необходимым средством повышения точности доводки резисторов до требуемого номинала, снижения уровня брака, сокращения временных затрат операторов и их утомляемости и, как следствие, снижения себестоимости изделий. Такая автоматизация требует внедрения механизмов анализа и принятия решений с минимальным участием оператора либо полностью в автоматическом режиме. Для построения системы адаптивного управления процессом лазерной подгонки с учетом получаемой в режиме реального времени информации о ходе технологического процесса необходимо решение довольно большого спектра подзадач из разных областей знаний.

Одной из основных этапов такого технологического процесса является автоматическое детектирование объектов топологии плат микросборок в режиме реального времени,

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 12-07-92000-ННС_а, 14-07-00527.

закключающееся в выделении границ основных элементов, частности проводников и резисторов, на изображениях, получаемых по видеоканалу (рис. 1).

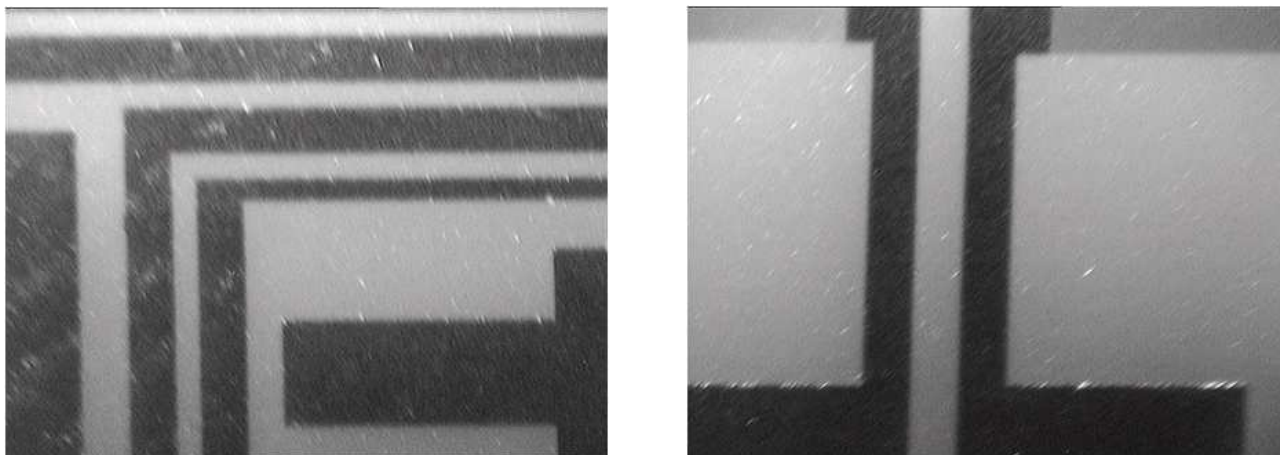


Рис. 1: Исходные изображения участков плат микросборок

Применение стандартных алгоритмов машинного зрения может быть затруднено спецификой изображений различных плат с топологическим рисунком на установках с современными оптическими системами:

- видеоизображение постоянно меняется за счет перемещения области обзора камеры;
- значительная зависимость от условий освещения (неоднородность подсветки всей платы, несоответствие длин волн подсветки и полосы пропускания светофильтров, зеркал гальваносканеров объективов и т. д.);
- случайные помехи;
- видимая неоднородность структуры подложки и элементов микросборки;
- искажение изображения (абберации, изменение геометрии и т. д.).

Предлагаемая методика сегментации изображения

В данной работе мы предлагаем альтернативный подход сегментации изображений, основанный на комбинировании одноклассовых классификаторов. Идея анализа заключается в следующем. Элементы на платах микросборок (далее — платах) в силу своей геометрической структуры представлены границами 4-х типов: левой, верхней, правой и нижней. В микросборках диагональные элементы используются значительно реже, чем в обычных печатных платах. Это связано с тем, что платы микроэлектроники в основном используются для мощных низкочастотных устройств либо для СВЧ-схем, где часто проявляется эффект «гашения СВЧ-волны», чему сопутствует значительное выделение тепла. Использование острых углов в соединениях проводников в таких случаях настоятельно не рекомендуется отраслевыми ГОСТами и РД [2]. Таким образом, используя комбинацию 4-х одноклассовых классификаторов, каждый из которых будет обучен для детектирования определенного типа границы, представляется возможным выделить на изображении платы большую часть областей, принадлежащих контурам элементов.

Применив к полученной в результате информации, например, метод связанных компонент, возможно получить полную интерпретацию фрагмента чертежа платы. Следует также отметить, что результатом исходной классификации является не только факт обнару-

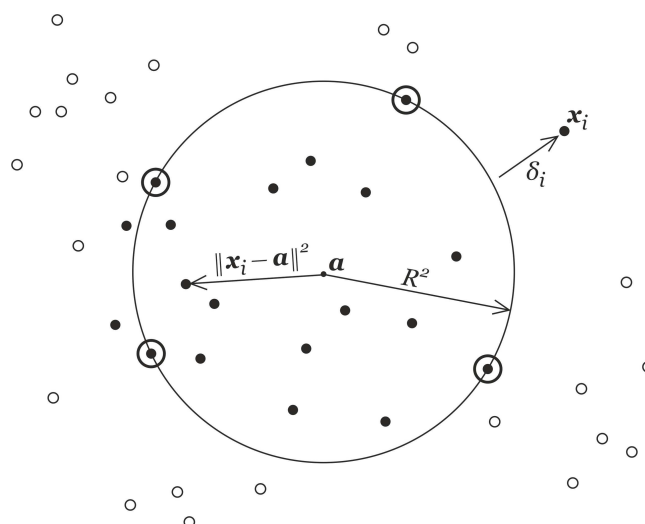


Рис. 2: Сферическая модель описания данных метода SVDD

жения границы на изображении, но и информация о его типе, что в перспективе предоставляет дополнительные возможности для улучшения метода, обобщающего результат, полученный после классификации.

Метод описания данных опорными векторами

В качестве одноклассового классификатора предлагается использовать метод описания данных опорными векторами (Support Vector Data Description, SVDD) [3], построенный на аналогии с SVM-методом В. Вапника.

Моделью описания исходного набора данных $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$, $i = 1, \dots, N$ в этом методе является гиперсфера, представляющая ближайшую внешнюю границу вокруг данных, заданная следующими параметрами: центром $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n$ и радиусом $R \in \mathbb{R}$. Задающие параметры подбираются так, чтобы большая часть объектов обучающей совокупности не выходила за пределы гиперсферы, а объекты, оказавшиеся за ее границей, были «оштрафованы» (см. рис. 2). При этом радиус гиперсферы с учетом полученного «штрафа» должен быть минимальным.

Таким образом, необходимо минимизировать структурную ошибку модели:

$$\begin{cases} R^2 + C \sum_{i=1}^N \delta_i \rightarrow \min_{R, \mathbf{a}, \delta}, \\ \|\mathbf{x}_i - \mathbf{a}\|^2 \leq R^2 + \delta_i, \delta_i \geq 0, i = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (1)$$

Двойственная задача по отношению к (1) имеет вид:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N \lambda_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_i) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \rightarrow \max_{\lambda}, \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1, 0 \leq \lambda_i \leq C, i = 1, \dots, N, \end{cases} \quad (2)$$

где λ – множители Лагранжа.

Объекты, лежащие на границе гиперсферы (множители Лагранжа которых принадлежат интервалу $(0, C)$), так называют опорными, и именно эти объекты используются для описания всей обучающей совокупности.

Новый объект считается принадлежащим классу интереса, если его расстояние до центра гиперсферы меньше ее радиуса. Из этого следует, что функция одноклассового решающего правила распознавания нового объекта $\mathbf{z}$ будет иметь вид индикаторной функции:

$$d(\mathbf{z}; \boldsymbol{\lambda}, R) = I(\|\mathbf{z} - \mathbf{a}\|^2 \leq R^2), \quad (3)$$

где

$$\|\mathbf{z} - \mathbf{a}\|^2 = (\mathbf{z} \cdot \mathbf{z}) - 2 \sum_{i=1}^{N_{SV}} \lambda_i (\mathbf{z} \cdot \mathbf{x}_i) + \sum_{i=1}^{N_{SV}} \sum_{j=1}^{N_{SV}} \lambda_i \lambda_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j), \quad (4)$$

$$R^2 = (\mathbf{x}_k \cdot \mathbf{x}_k) - 2 \sum_{i=1}^{N_{SV}} \lambda_i (\mathbf{x}_k \cdot \mathbf{x}_i) + \sum_{i=1}^{N_{SV}} \sum_{j=1}^{N_{SV}} \lambda_i \lambda_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j), \quad (5)$$

где N_{SV} – количество опорных объектов, а $\mathbf{x}_k, \lambda_k \in (0, C)$ – любой из опорных объектов.

Для возможности описания данных более «гибкой формой», нежели сфера, необходимо использовать идею метода потенциальных функций [4, 5] для перехода в спрямляющее пространство признаков большей размерности. Наиболее часто используемыми потенциальными функциями являются полиномиальная

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (1 + \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j)^p$$

и радиальная базисная функция Гаусса

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(\frac{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{s^2}\right). \quad (6)$$

Таким образом, чтобы получить улучшенную модель описания данных по методу Тэкса, необходимо заменить в (2), (4) и (5) операцию вычисления скалярного произведения двух векторов вычислением значения потенциальной функции двух аргументов.

Для решения задачи сегментации топологии плат предпочтительной является потенциальная функция Гаусса (6), показавшая наилучшие результаты в предыдущих сравнительных экспериментах.

Подбор оптимального параметра s для потенциальной функции Гаусса

В своей работе Тэкс предложил алгоритм, позволяющий подбирать оптимальное значение параметра s функции Гаусса. Суть алгоритма заключается в поиске параметра s , соответствующего заданной ошибке распознавания, в пределах от минимального значения параметра до максимального. Эти значения могут быть определены по следующим формулам:

$$s_{min} = \min_{i,j} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|, \quad i \neq j,$$

$$s_{max} = \max_{i,j} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|.$$

В данной работе поиск параметра осуществлялся по итерационной схеме с заданным шагом до тех пор, пока ошибка распознавания, полученная при использовании процедуры скользящего контроля, не стала соответствовать желаемой. Значение параметра s в данной

работе совпало с тем, что было получено в задаче цветовой параметризации объектов в пространстве RGB [6].

Пространство признаков LBP

Предварительные эксперименты с использованием параметризации на основе цветового представления в пространстве RGB, описанной в предыдущей работе [6], показали необходимость выбора другого признакового пространства для процедуры классификации. В качестве такого пространства были выбраны широко применяемые для решения задач компьютерного зрения локальные бинарные шаблоны (Local Binary Patterns, LBP) [7], основанные на применении к изображению μ -LBP оператора.

LBP оператор построен на операции сравнения значений яркости пикселя с соседними пикселями и определяется двумя основными параметрами: радиусом соседней области r и количеством соседних пикселей, участвующих в сравнении p , поэтому его общая запись — $LBP_{p,r}$. Результат вычисления LBP оператора, как показано на рис. 3, — десятичное число [8].

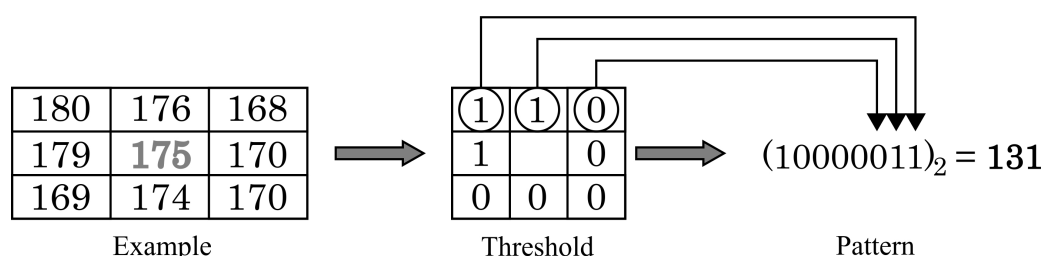


Рис. 3: Пример вычисления оператора $LBP_{8,1}$

Особенности LBP оператора определяют факт того, что размер набора значений, вычисляемых оператором, равен 2^p , что достаточно удобно при использовании малого числа соседних пикселей, но вызывает трудности, когда число p возрастает. Для решения этой проблемы в работе [7] вводится понятие «фундаментальных» LBP шаблонов (некоторые из них представлены на рис. 4) и μ -LBP оператора. Под «фундаментальными» шаблонами понимаются такие паттерны, которые в двоичном представлении содержат не более двух переходов 0–1 и 1–0, а суть μ -LBP заключается как раз в том, что вычисляемое им значение заменяется на некоторое значение по умолчанию, если сам паттерн не является «фундаментальным». Результатом данного нововведения является существенное сокращение возможных чисел, возвращаемых оператором.

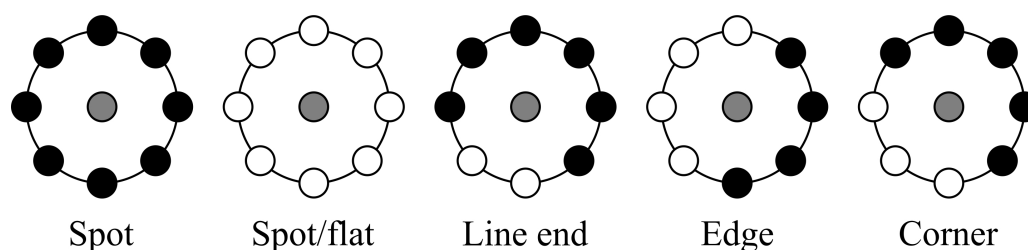


Рис. 4: Фундаментальные паттерны LBP

Признаковое пространство, порожденное применением к изображению LBP-оператора, обладает следующими преимуществами:

- простота вычислений, низкие требования к мощности вычислительной техники;

- устойчивость к изменениям освещенности и общей яркости изображения;
- устойчивость к малым поворотам изображения ($\approx 5^\circ$ – 8°);
- положительные результаты использования признаков LBP в решении различных задач компьютерного зрения.

Существуют две основные стратегии применения LBP-оператора к изображению с целью получения нового признакового пространства. Первая, наиболее простая, — применение LBP оператора с определенными параметрами последовательно к каждому пикселю изображения. Таким образом, исходный массив признаков, представленный значениями яркости в пикселях, заменяется массивом вычисленных значений LBP-оператора. Этот массив и будет новым образом объекта (см. рис. 5). Другой распространенной стратегией является использование частотных LBP-гистограмм, когда новый образ объекта является частотной гистограммой значений LBP-оператора для всех пикселей на изображении. Второй способ показал большую эффективность в задаче распознавания лиц на изображении, поэтому в данной работе мы будем использовать именно его.

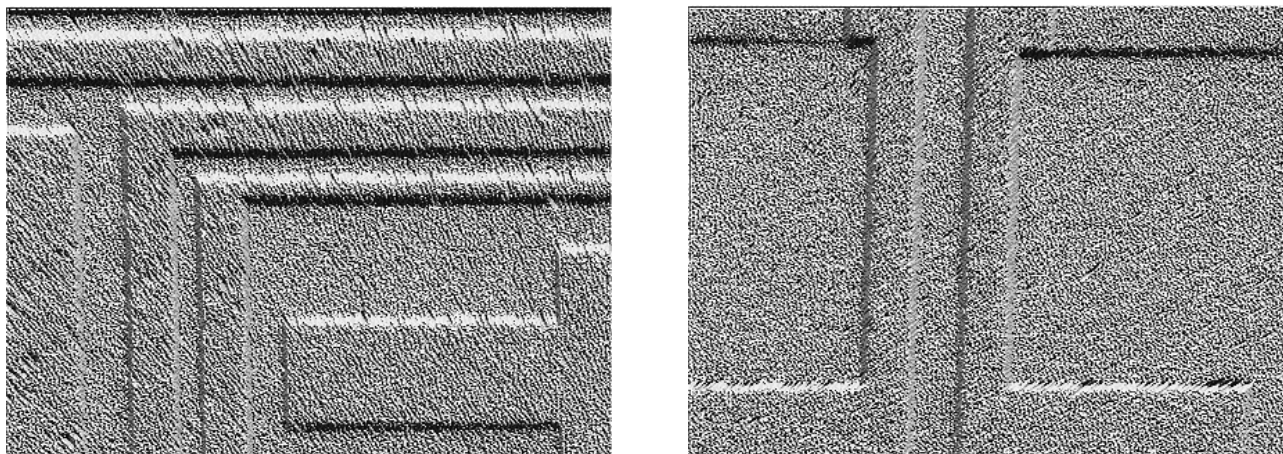


Рис. 5: Результат попиксельного применения оператора $LBP_{8,1}$ к изображениям плат

Экспериментальное исследование

На исходных изображениях были выбраны характерные фрагменты, представляющие все 4 типа границ элементов на плате, примерно по 10 на каждую границу определенного типа (см. рис. 6, 7). Затем на выбранных фрагментах было обучено 4 одноклассовых классификатора Тэкса с заранее выбранными параметрами.

Размер обучающего фрагмента следует выбирать таким образом, чтобы на нем были четко различимы оба типа граничащих материалов и граница между ними, которая, как правило, достаточно сильно размыта. Таким образом, размер обучающего фрагмента зависит от масштаба объектов и разрешения камеры. В нашем случае минимальный допустимый размер обучающего фрагмента равен 10×10 пикселей.

Методика классификации:

- каждому пикселю на всем анализируемом изображении ставились в соответствие 4 счетчика, изначально равные нулю;
- последовательно по всем позициям изображения перемещалось «окно» размера обучающего фрагмента (10×10 пикселей) с некоторым шагом (2 пикселя);

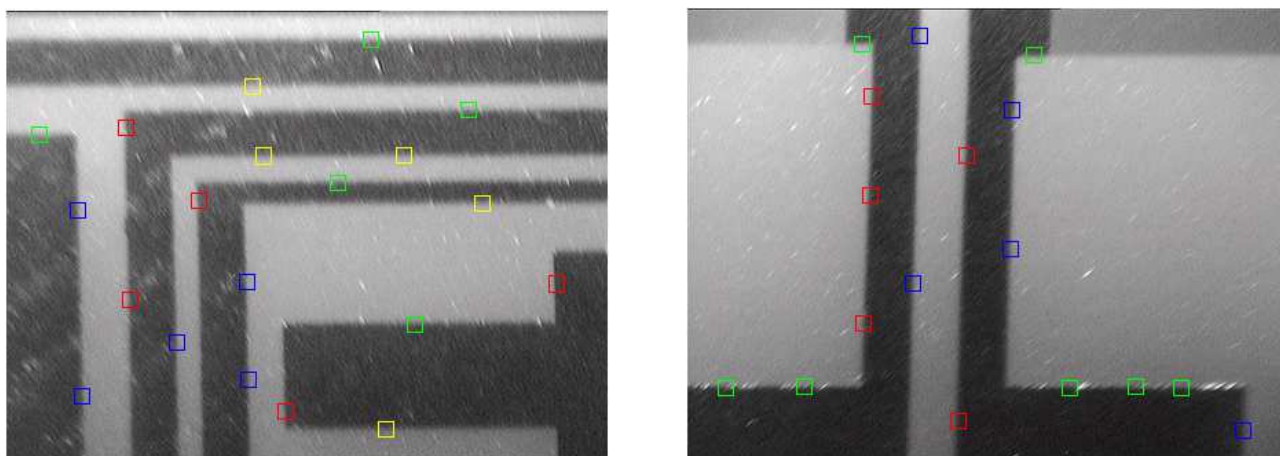


Рис. 6: Примеры выделения фрагментов границ плат для обучения

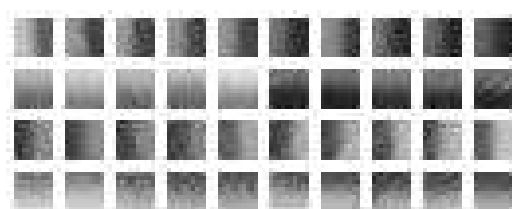


Рис. 7: Примеры обучающих фрагментов границ плат

- для пикселей внутри окна вычислялась частотная LBP-гистограмма;
- получившаяся гистограмма передавалась последовательно на вход 4-м классификаторам;
- в случае, если классификатор опознавал гистограмму, соответствующий счетчик для каждого пикселя внутри исходного фрагмента увеличивался на 1.

Пиксель исходного изображения был отнесен к некоторому типу границы, если величина соответствующего счетчика превышала половину от максимально возможного значения, а остальные счетчики были равны нулю.

Результаты распознавания границ проводников на плате представлены на рис. 8.

Заключение

Предложен альтернативный метод сегментации изображений, основанный на комбинировании одноклассовых классификаторов, а также приведены предварительные результаты экспериментов. Опираясь на полученные результаты (рис. 8), мы планируем продолжить исследование предложенного подхода. Дальнейшие исследования будут направлены на сравнение существующих методов сегментации с методом, основанным на комбинировании одноклассовых классификаторов, которые будут проводиться на предварительно размеченной экспертом базе тестовых изображений плат.

Также необходимы дополнительные исследования, направленные на регуляризацию (стабилизацию) получающихся результатов. В настоящий момент классификация пикселей происходит без учета их совместного расположения.

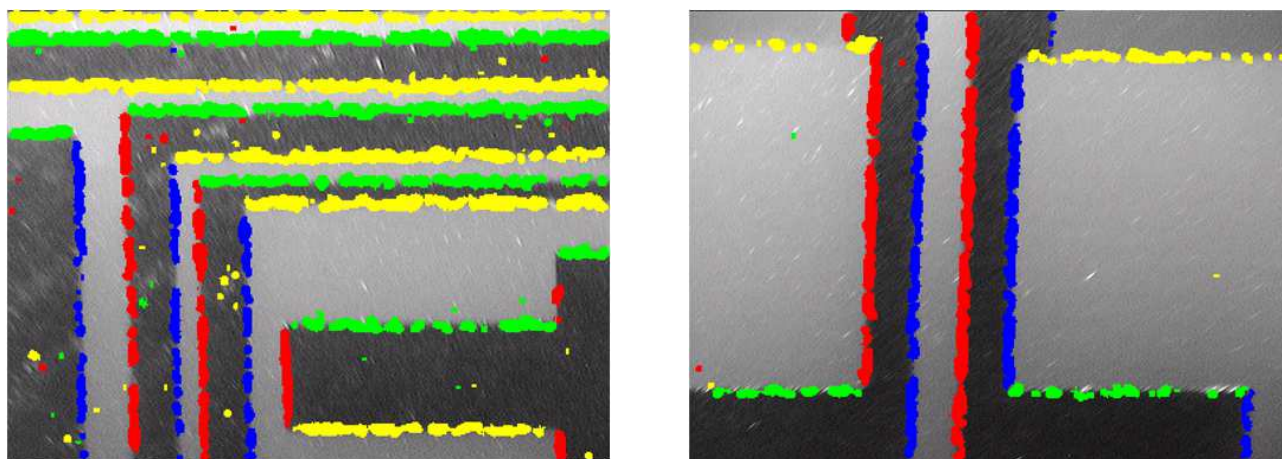


Рис. 8: Результаты классификации пикселей, принадлежащих границам 4-х типов на плате

Литература

- [1] *Кондрашов В. В., Копылов А. В., Середин О. С.* Автоматизация процесса лазерной подгонки пленочных резистивных элементов // *Известия ТулГУ. Технические науки*. Тула: Издательство ТулГУ, 2013. № 2. С. 146–159.
- [2] *Коледов Л. А.* Технология и конструкции микросхем, микропроцессоров и микросборок. М.: Радио и связь, 1989. 400 с.
- [3] *Tax D.* One-class classification; Concept-learning in the absence of counterexamples // Ph.D Thesis. Delft University of Technology, ASCI Dissertation Series. 2001. 146 p.
- [4] *Vapnik V.* Statistical Learning Theory. N.Y.: J. Wiley, 1998. 768 p.
- [5] *Айзерман М., Браверман Э., Розоноэр Л.* Метод потенциальных функций в теории обучения машин. М.: Наука, 1970. 386 с.
- [6] *Ларин А. О., Середин О. С.* Модели представления объектов в пространстве цветовых компонент при анализе изображений // *Известия ТулГУ. Технические науки*. Тула: Издательство ТулГУ, 2013. № 2. С. 207–216.
- [7] *Ahonen T., Hadid A., Pietikainen M.* Face recognition with local binary patterns // *Proc. of 9th Euro15 We*, 2004. Pp. 469–481.
- [8] *Hadid A., Pietikainen M., Ahonen T.* A Discriminative feature space for detecting and recognizing faces // *Machine Vision Group Infotech Oulu and Dept. of Electrical and Information Engineering*. 2005. 8 p.