

ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА ДАННЫХ, ФИКСИРУЕМЫХ СИСТЕМОЙ ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ УСТАНОВКИ РАЗВАРКИ ПОЛУПРОВОДНИКОВЫХ КРИСТАЛЛОВ

Е.А. Семенищев, *sea.sea@mail.ru*, <https://orcid.org/0000-0001-9817-0021>

Московский государственный технологический университет «СТАНКИН», Москва, Россия

Аннотация. Современное развитие электроники позволяет сформировать блоки обработки данных, обладающие высокой энергоэффективностью при малых габаритных размерах. Необходимость очувствления и разработки блоков с возможностью анализа внешнего пространства стала важным элементом современных устройств. Развитие адаптивных и самоорганизующихся систем невозможно без устройств обработки и анализа данных. Областями применения выступают робототехника, системы управления, автоворождение, медицина и др. Использование сенсорных блоков как элемента связи пространств и формирования их отображений в область информационных параметров сопряжено с их преобразованиями и упрощениями. Такое взаимодействие связано с внесением в данные помехи, борьба с которой и в современной технике является важной и актуальной задачей.

Цель исследования: разработка адаптивных подходов к обработке данных многокритериальными методами и формирование реализаций для повышения точности систем технического зрения (СТЗ).

Методы. Представлен метод многокритериальной обработки, основанный на минимизации комбинированного критерия, позволяющий осуществить функции реализации обнаружителя границ, сглаживания шумовой компоненты и выделения участков фон/объект. Предложена реализация для обработки двумерных сигналов в локальных областях.

Результаты. Предложена блок-схема алгоритма последовательности обработки данных на основе многокритериальной целевой функции, которая позволяет производить обработку как изображений, так и одномерных массивов данных. Формирование возможности локальной обработки изображений, содержащей объекты, имеющие участки с резкими границами переходов, позволяет повысить эффективность в сравнении со стандартной реализацией. В качестве тестовых данных используются изображения СТЗ макета установки разварки полупроводниковых кристаллов. Предложенный алгоритм позволяет повысить различимость структур элементов, уменьшить шумовую компоненту, увеличить точность построения маски и улучшить визуальное качество данных.

Заключение. Предложенное решение к повышению качества данных СТЗ макета установки разварки кристаллов полупроводниковых компонент позволяет осуществить сглаживания шумовой компоненты на локально-стационарных участках изображения с возможностью сохранения границ переходов, маркировки и специальных символов.

Ключевые слова: предварительная обработка данных, сглаживание, шум, изображение, система технического зрения

Благодарности. Исследование выполнено в рамках государственного задания № FSFS-2025-0009.

Для цитирования: Семенищев Е.А. Повышение качества данных, фиксируемых системой технического зрения установки разварки полупроводниковых кристаллов // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2025. Т. 25, № 4. С. 59–68. DOI: 10.14529/ctcr250404

IMPROVING THE QUALITY OF DATA RECORDED BY THE MACHINE VISION SYSTEM OF A CONTACT WELDING MACHINE FOR SEMICONDUCTOR CRYSTALS

E.A. Semenishchev, sea.sea@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0001-9817-0021>

Moscow State University of Technology "STANKIN", Moscow, Russia

Abstract. Modern advances in electronics make it possible to create data processing units with high energy efficiency and compact dimensions. The need to sense and develop units capable of analyzing external space has become an essential element of modern devices. The development of adaptive and self-organizing systems is impossible without data processing and analysis devices. The use of sensor units as an element of spatial communication and the formation of their mapping into the domain of information parameters is associated with their transformation and simplification. This interaction introduces noise into the data, the control of which, even in modern technology, remains an important and pressing task. **Aim.** Development of adaptive approaches to data processing using multi-criteria methods and the formation of implementations to improve the accuracy of machine vision systems (MVS). **Materials and methods.** A multicriteria processing method based on the minimization of a combined criterion is presented. This method enables the implementation of edge detection, noise smoothing, and background/object region extraction. An implementation for processing two-dimensional signals in localized regions is proposed. **Results.** A flowchart of a data processing algorithm based on a multicriteria objective function is proposed. This algorithm enables processing of both images and one-dimensional data arrays. The ability to locally process images containing objects with sharp transition boundaries improves efficiency compared to the standard implementation. Data MVS of a semiconductor crystal bonding machine prototype are used as test data. The proposed algorithm improves the distinguishability of element structures, reduces noise, increases mask construction accuracy, and enhances the visual quality of the data. **Conclusion.** The proposed solution improves the quality of vision data for a semiconductor component chip bonding system layout. This enables smoothing of noise components in locally stationary image areas, while preserving transition boundaries, markings, and special symbols.

Keywords: data preprocessing, smoothing, denoising, image, machine vision system

Acknowledgments. The study was carried out within the framework of state assignment No. FSFS-2025-0009.

For citation: Semenishchev E.A. Improving the quality of data recorded by the machine vision system of a contact welding machine for semiconductor crystals. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics.* 2025;25(4):59–68. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr250404

Введение

Современное машиностроение невозможно без развития автоматизации, которое также необходимо для решения широкого спектра задач [1]. Формирование блоков автоматизированного анализа и принятия решения позволяют минимизировать труд человека и стоимость услуг, повысив производительность и скорость принятия решения. В качестве масштабности, показывающей применимость и необходимость развития, выступают такие области знаний, как: робототехника [2] – при построении модулей очувствления, движения или перемещения; системы в рамках концепции «Индустрія 4.0» и последующих [3]; медицина – при первичной постановке диагноза и проведении диагностических исследований; обучение – при анализе процесса усвоения материала и построении траектории образовательных процессов; управление – при построении сложных многокомпонентных систем и комплексов; и т. д.

Важным элементом развития систем управления и принятия решения являются блоки анализа данных [4]. Чаще всего их фиксация сопряжена с внесением помехи. Появление шума может быть связано с самим процессом формирования данных, преобразованиями, несовершенством блоков приёма информации или погрешностями измерений. Уменьшение действия сторонних факторов и выявление полезной составляющей в данных является первоочередным процессом во всех процедурах, строящихся на их основе.

Построение автоматизированных роботизированных комплексов и переход к реализации систем в рамках концепции «Индустрис 4.0+» основаны на применении интеллектуальных блоков [5–8]. Применение данных устройств требует развития как универсальности роботизированных систем, так и формирования новых вычислителей, позволяющих повысить автономность и адаптивную автоматизацию процессов. Разработка интеллектуальных систем автоматизации требует как формирования новых решений для нейросетевых подходов, так и развития систем очищения [9]. Их базовым элементом выступает модуль сбора и преобразования данных. Информация об окружающем пространстве роботизированной системы формируется с использованием СТЗ. Данные фиксируются накоплением заряда на блоке светочувствительных матриц, которые подвержены влиянию шумовой компоненты [10]. Её появление связано как с физическими процессами внутри сенсоров, так и внешними воздействиями анализируемых процессов. При производстве изделий и пайке/разварке радиокомпонентов вокруг автоматизированных установок возникает пыль, связанная с процессами или внешней средой (в основном действием человека). При применении охлаждения или смазывающих жидкостей может возникать облако воздушно-капельной взвеси (похожей на туман). Долговременное применение химических растворов для очистки поверхностей оптики возникающие капли или пыль мешают прохождению светового потока и также могут осаживаться на линзах оптической системы. Появление паразитных емкостей и наводок, неравномерность освещения, устаревание радиоэлектронных компонент и воздействие электромагнитного излучения также накладывают ошибку на данные [11]. Возникновение помех повышает неточность в позиционировании систем и препятствует правильной реакции оператора на возможную неточность. Решение проблемы повышения качества данных в системах машинного зрения [12] может найти применение и в других областях, таких как: медицина – при анализе снимков рентгенограмм; космос – при анализе данных обсерваторий и спутниковых снимков; системы безопасности – при построении систем контроля доступа на объекты и др. Основным направлением исследования в работе выступают методы повышения качества видеоданных, полученных макетом СТЗ установки разварки радиоэлектронных компонент, фиксируемых в сложных условиях освещения и помехи.

1. Постановка задачи

Процесс получения данных об анализируемом параметре основан на использовании преобразования пространств информационных полей различными системами, которые могут быть как автоматизированными, так и основанными на участии человека. В первом случае в качестве помехи выступают: сам исследуемый процесс, внешние факторы среды, неидеальность инструмента, ошибки преобразования данных [13]. Во втором случае – чаще всего инструментальные ошибки и неточности в восприятии информации. Во многих случаях применение современных систем делает помеху достаточно малой, однако её появление не исключается. Чаще всего последующие системы строятся на цифровой обработке. Преобразование в цифровое поле уменьшает влияние аналоговых ошибок и внешних воздействий, в связи с чем его необходимо осуществить как можно ближе к чувствительному элементу. Математическую модель цифровых данных анализируемого параметра можно представить в виде выражения [14]

$$y_{i,j} = s_{i,j} + \eta_{i,j}, \quad i = 1, n, \quad j = 1, m,$$

где i – элементы строк изображения; j – элементы столбцов матрицы изображения; $y_{i,j}$ – случайный процесс с фиксированными значениями $y_{1,1}, y_{1,2}, \dots, y_{n,n}$ в заранее установленные моменты времени $t_1 < t_2 < \dots < t_n$; $s_{i,j}$ – полезная компонента данных; $\eta_{i,j}$ – шумовая составляющая взаимно независимых величин, подчинённых нормальному закону распределения с неизвестным средним квадратическим отклонением σ и нулевым математическим ожиданием.

В работе предлагается метод уменьшения шумовой компоненты путём сглаживания данных. Обработка осложнена малым набором доступной информации как о процессах, так и о шуме. Чаще всего снижение влияния шумовой составляющей осложняется отсутствием априорной информации о ее статистических характеристиках и виде исследуемой полезной составляющей [15]. Наличие такого вида ограничений сильно осложняет возможность использования классических методов. Существующие относительно низкие вычислительные возможности устройств, а также требование высокой скорости обработки вводят дополнительные ограничения

для применения методов обработки данных. Ограничения на ресурсы системы требуют развития универсальности для разрабатываемых методов и в случае их аппаратной реализации – возможность лёгкой перестройки. Повышение качества данных способствует точности последующих систем, включая блоки автоматизированного принятия решений и построения подсистем автоматического управления.

2. Многокритериальная обработка данных

Первичная обработка и повышение качества изображений направлена на увеличение различимости объектов, восстановление формы и уменьшение помехи или сглаживания с сохранением резких изменений функции. Человеческое зрение обладает особенностью концентрироваться на подвижных объектах на стационарном фоне либо искать резко отличающиеся элементы. В качестве таких элементов могут выступать как простой элемент на сложном фоне, так и сложный (высокодетализированный) объект на простом. Для одномерных сигналов, также характерны такие особенности. Резкие изменения в функции сигнала описывают протекание процесса на фоне покоя сенсора, наряду с этим наличие шума на медленно меняющихся данных является проблемой. В работе рассматривается комбинированный критерий сглаживания цифрового сигнала с возможностью переключения приоритета между формируемыми оценками, что позволяет определять как медленно меняющиеся (фоновые) данные, так и резко меняющиеся функции (детализированные участки). Используемая многокритериальная функция наряду с возможностью обнаружения и исключения одного типа данных из рассмотрения позволяет перестроить функцию для одновременной обработки временных рядов и многомерных сигналов. Математический вид многокритериальной целевой функции имеет вид

$$\begin{aligned}\varphi(\bar{s}_{i,j}) = & \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m (\bar{s}_{i,j} - y_{i,j})^2 + \lambda \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m (\bar{s}_{i,j} - \bar{s}_{i-1,j})^2 + \\ & + \mu \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m (\bar{s}_{i,j} - \bar{s}_{i,j-1})^2 + \beta \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m (\bar{s}_{i,j} - 2\bar{s}_{i+1,j} + \bar{s}_{i+2,j})^2,\end{aligned}\quad (1)$$

где λ, μ, β – регулировочные положительные множители; $\bar{s}_{i,j}$ – значения результата минимизации формируемых оценок. Регулировочные параметры лежат в пределах $\lambda, \mu, \beta = 0,01 \dots 9,99$. Использование регулировочных элементов позволяет ввести приоритетность одному или нескольким критериям. Усиление параметра λ позволяет задать вес для обработки строк двумерного сигнала. Параметр μ используется для приоритетного анализа столбцов двумерных данных. Параметр β позволяет задать вес среднему квадрату разностей второго порядка для строк двумерных данных. Использование только одного из матричных элементов минимизирует цифровой ряд. Следует отметить, что при обработке данных метод не имеет концевых эффектов и способен анализировать выборки длиной от 3 значений.

В качестве первого критерия функции используется средний квадрат разности входной реализации и формируемой оценки $\sum_i \sum_j (\bar{s}_{i,j} - y_{i,j})^2$, позволяющий ввести возможность приближения значений к форме входного сигнала. Критерии среднего квадрата разности для строк $\sum_i \sum_j (\bar{s}_{i,j} - \bar{s}_{i-1,j})^2$ и столбцов $\sum_i \sum_j (\bar{s}_{i,j} - \bar{s}_{i,j-1})^2$ позволяют уменьшить шумовую компоненту путём повышения гладкости формируемой функции. Критерий среднего квадрата разности второго порядка $\sum_i \sum_j (\bar{s}_{i,j} - 2\bar{s}_{i+1,j} + \bar{s}_{i+2,j})^2$ позволяет повысить скорость сходимости к гладкости функции. Зафиксируем параметр $\alpha = \frac{1}{2\beta + 4\lambda + 4\mu}$. Для расчёта будем использовать следующие выражения:

$$\begin{aligned}c_{i,j} = & 1 + \lambda(\text{sign}(i) + \text{sign}(m-i)) + \mu(\text{sign}(j) + \text{sign}(n-j)); \\ \bar{s}_1 = & \frac{\alpha \cdot \sum_{i=1}^n \gamma_{n-i+1} \cdot y_i}{\beta_n}; \quad \gamma_k = \sum_{j=0}^{k-1} \binom{k+j-1}{2j} \cdot \alpha^j; \quad \beta_k = \sum_{j=1}^k \binom{k+j-1}{2j-1} \cdot \alpha^j.\end{aligned}\quad (2)$$

Для определения остальных элементов функции данных используем выражение

$$\bar{s}_k = \gamma_k \cdot \bar{s}_1 - \sum_{i=1}^{k-1} y_i \cdot \beta_{k-i}, \quad k = 1, 2, \dots, n.$$

Для двумерного сигнала используем выражение

$$\bar{s}_{i,j}^{k+1} = (1 - 2 \cdot \alpha \cdot c_{i,j}) \bar{s}_{i,j}^k + 2 \cdot \alpha \cdot (s_{i,j} + \lambda (\bar{s}_{i-1,j}^k + \bar{s}_{i+1,j}^k) + \mu (\bar{s}_{i,j-1}^k + \bar{s}_{i,j+1}^k)),$$

$$i = 0, 1, \dots, m, \quad j = 0, 1, \dots, n, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

Регулировка параметров, а также анализ формируемых оценок позволяет реализовать блок обнаружения и сглаживания данных за счёт анализа разностных компонент.

3. Алгоритм многокритериальной обработки двумерных цифровых сигналов для задач повышения качества данных системы машинного зрения установки автоматизированного монтажа кристаллов

В работе для уменьшения действия помехи с применением многокритериальной минимизация целевой функции (1) определим последовательность основных операций, блок-схема которых представлена на рис. 1. Алгоритм предполагает возможность параллельного анализа данных как изображений (ветвь а), так и анализа одномерных массивов (ветвь б), что может быть использовано для поиска границ резких изменений функции. Данный детектор позволяет обнаруживать резкие изменения гладкости функции. Параллельный анализ данных с различными параметрами позволяет снизить шумовую составляющую на гладких участках и обнаруживать границы объектов для определения их формы.

Блок-схема последовательности обработки данных, представленная на рис. 1, позволяет выполнить операцию по снижению влияния шумовой составляющей и реализовать процедуру поиска границ резких переходов одномерной функции, используемой для обнаружения границ переходов объектов, расположенных в кадре. Предлагаемый алгоритм реализован нами следующим образом:

1. На первом этапе производится загрузка изображения, полученного высокоскоростной камерой низкого разрешения, считываются параметры работы камеры и данные о формируемых кадрах: скорость их получения, их размер, количество строк и столбцов, тип данных, цветовое пространство, глубина данных.

2. Выбор ветки обработки. Направление (а) используется для уменьшения шумовой компоненты для кадров видеопотока, ветвь (б) – для обработки одномерных рядов и обнаружения границ резких переходов. Обозначим направление (а) как (3а), направление (б) как (3б).

3а.1. Для обработки изображений используем фиксированные регулировочные параметры $\lambda = 0,04$, $\mu = 0,5$, $\beta = 0$ [16]. На основании сформированных данных производим расчёт первичного параметра обработки точки оценки \bar{s}_1 на основании выражения

$$\bar{s}_1 = \frac{\sum_i \left(\sum_j \binom{n+j-2}{2j} \left(\frac{1}{1+4\lambda+4\mu} \right)^j \right)}{(2\beta+4\lambda+4\mu) \sum_j \binom{n+j-1}{2j-1} \left(\frac{1}{1+4\lambda+4\mu} \right)^j}.$$

3а.2. Расчёт остальных элементов обработанной матрицы изображения:

$$\bar{s}_{i,j}^{k+1} = \left(1 - \frac{2c_{i,j}}{1+4\lambda+4\mu} \right) \bar{s}_{i,j}^k + \frac{2 \left(y_{i,j} + \lambda (\bar{s}_{i-1,j}^k + \bar{s}_{i+1,j}^k) \right) + \mu (\bar{s}_{i,j-1}^k + \bar{s}_{i,j+1}^k)}{1+4\lambda+4\mu}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

3а.3. В качестве критерия определения достижения минимума сглаживания будем использовать разностный критерий расстояния между соседними элементами:

$$\max_{\substack{1 \leq i \leq m, \\ 1 < j < n}} |(\bar{s}^{k-1}) - (\bar{s}^k)| \leq \frac{\varepsilon}{|\text{grad } \varphi(\bar{s}^k)| \sqrt{m \cdot n}}.$$

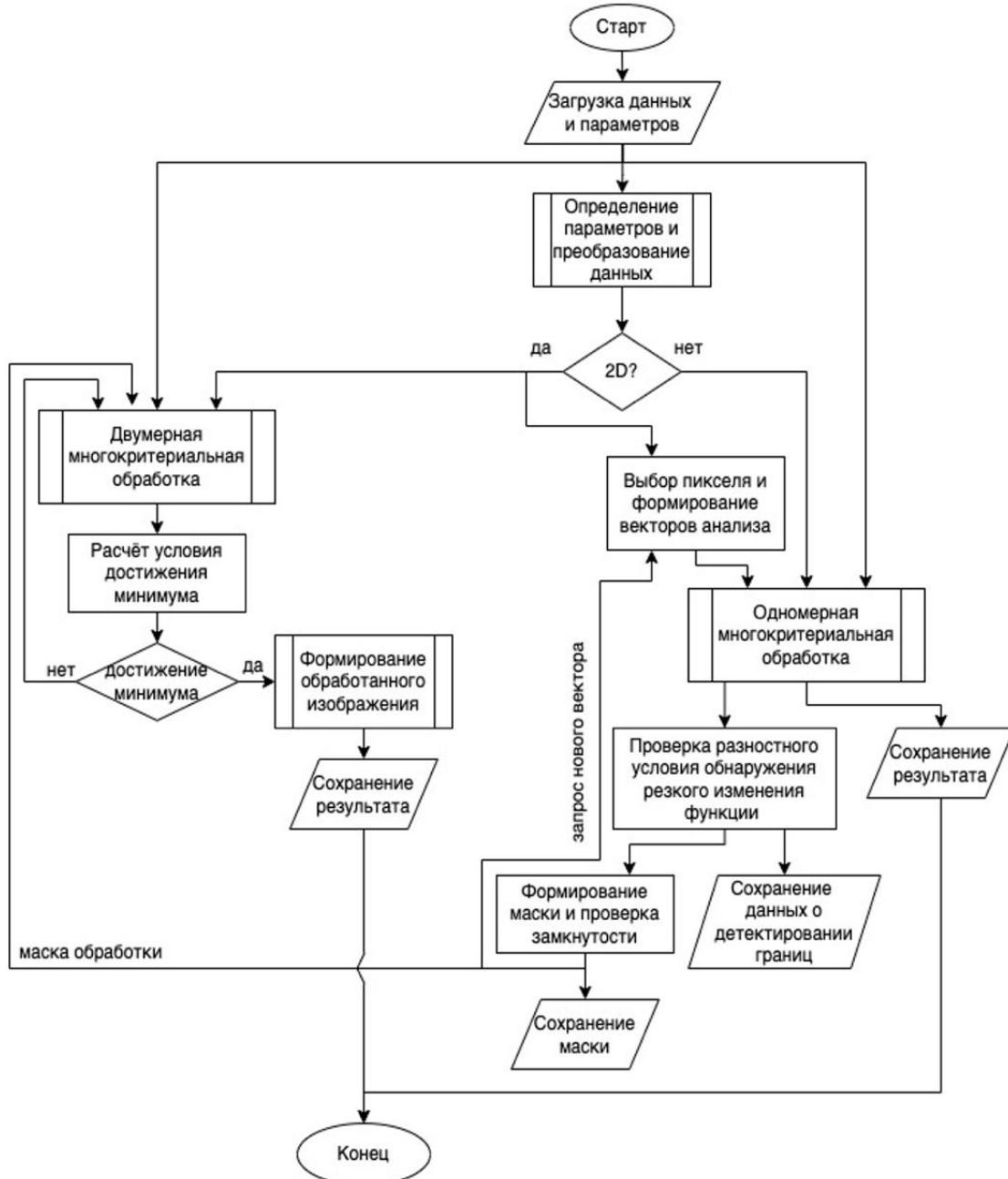


Рис. 1. Блок-схема последовательности обработки данных на основе многокритериальной целевой функции, используемая для повышения качества данных СТЗ и обнаружения границ объектов

Fig. 1. Block diagram of the data processing unit based on a multi-criteria objective function, used to improve the quality of vision data and detect object boundaries

За.4. Проверка выполнения условия и пересчет параметров начиная с шага За.2, если требуемая точность $\varepsilon = 0,001$, не достигнута.

36.1. Для обработки одномерных сигналов малой длительности используем фиксированные регулировочные параметры $\lambda = 0$, $\mu = 0$, $\beta = 0,03$ [17] и производим расчёт первого элемента функции согласно выражениям (2) и остальных элементов, используя

$$\bar{s}_k = \gamma_k \cdot \bar{s}_1 - \sum_{i=1}^{k-1} y_i \cdot \beta_{k-i} .$$

36.2. Поиск границ резких переходов выполняется в восьми направлениях относительно выбранного пикселя в поле изображения. Обработка сформированной строки данных производится параллельно многокритериальной функцией (1) с фиксированными данными $j = \lambda = \mu = 0$, при

этом используя параметры $\beta = 0,03$ и $\beta = 4,53$. Анализ расхождения среднего квадрата формируемых оценок и сравнение его с порогом $p = 0,1$ говорит о наличии резкого изменения формы сигнала, что является границей объекта [17]. В случае резкого изменения значения функции более чем на 10 % принимается решение о достижении его края, при этом на коротких выборках менее 3 отсчетов определитель является малоэффективным.

3б.3. Описываем окружностью, максимально приближенной к точкам соприкосновения с границей объекта. Для случая слитных областей производим полное сканирование объекта из точек объекта с параметрами 3б.2.

4. Данные о границах объектов используются для формирования маски обработки и разделения структур объектов и фона. Обработка производится внутри сформированных маской областей и сглаживается с использованием ветки (За). Границы маски не обрабатываются.

4. Экспериментальные данные и результаты

Для проверки эффективности предложенного в работе подхода сформированы тестовые данные в виде изображений с объектами простых форм (квадрат, круг, прямоугольник, звезда, группы объектов) и наложенными шумами, которые необходимы для оценки качества и настройки параметров. На рис. 2 представлен пример входных данных и результатов обработки для резко выделяющегося круглого объекта, расположенного на краю кадра размером 1024×768 пикселей (изображение представлено в градациях серого).

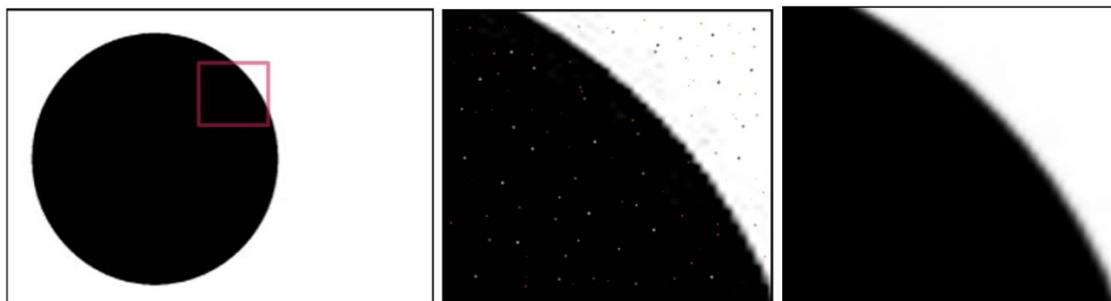


Рис. 2. Пример обработки тестового изображения, используемого для оценки эффективности и настройки параметров

Fig. 2. Example of processing a test image used for performance evaluation and parameter tuning

В таблице представлены результаты метрики оценки изображений с тестовыми объектами простых форм и наложенной на них шумовой компонентой, интенсивностью не более 10 % от амплитуды максимальных данных. Анализ результатов показал эффективность предложенного подхода, что связано с возможностью сглаживания шума на стационарных участках, сохранением границ переходов и минимальным их размытием на участке изменения гладкости функции.

Результаты анализа пикового отношения сигнала к шуму стандартного и предлагаемого алгоритма сглаживания изображений
Results of the analysis of the peak signal-to-noise ratio of the standard and proposed image smoothing algorithms

	Квадрат	Круг	Прямо-угольник	Пара объектов	Звезда
Стандартный подход [14]	36,52	34,82	27,39	23,85	29,12
Предложенная в работе реализация	42,34	37,16	27,45	29,16	33,81

Для подтверждения применимости предложенной реализации для обработки данных СТЗ макета установки разварки полупроводниковых кристаллов разработана программная реализация алгоритма. На рис. 3 представлены примеры анализа натурных данных, фиксируемых сенсором разрешением 2000×2000 , ограниченные полем выбора оператора установки (8 бит, цветное изображение, видимый диапазон). В качестве анализируемых объектов используются подложки и кристаллы чипов радиоэлектронной компонентной базы.

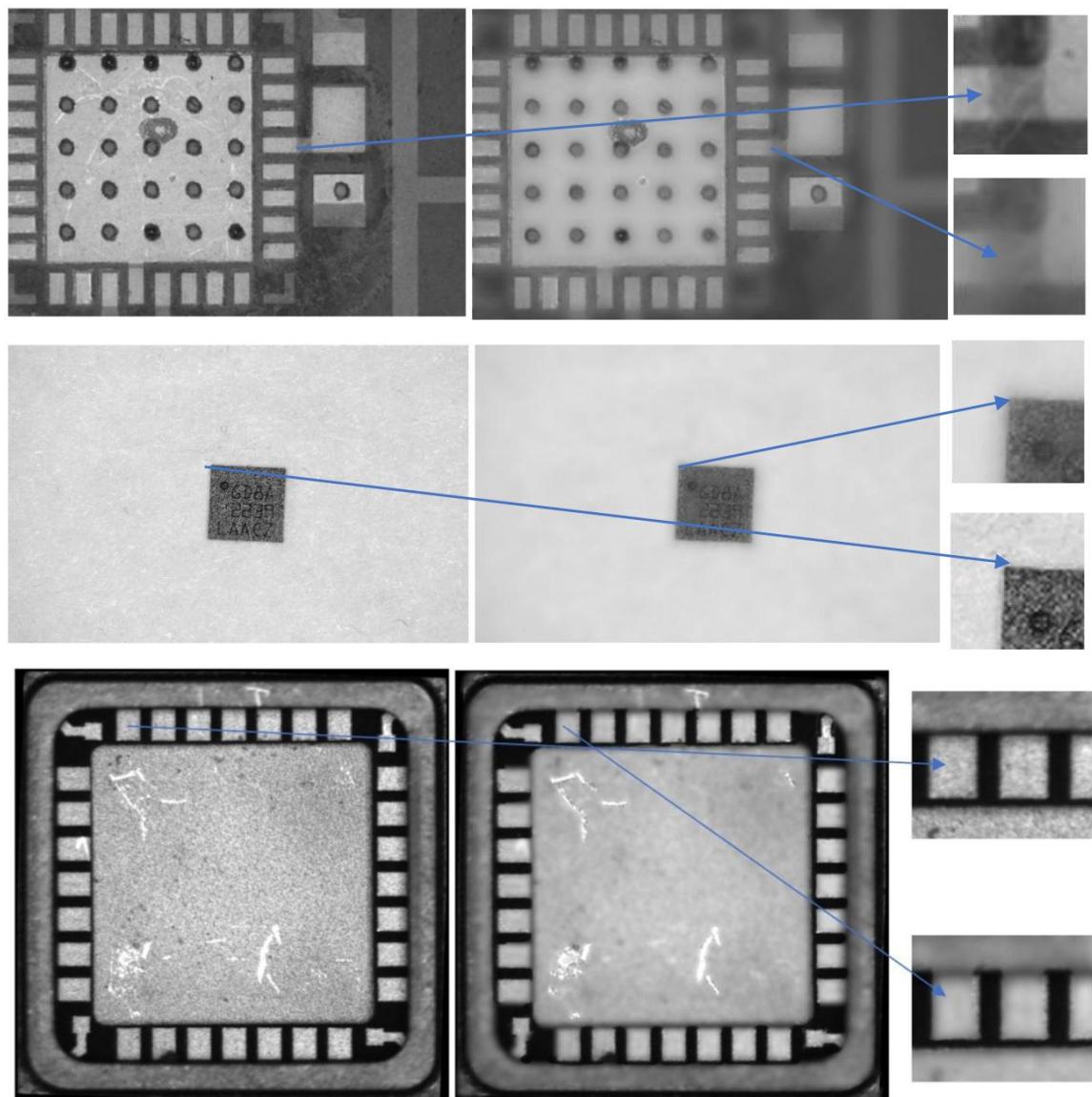


Рис. 3. Пример предварительной обработки изображений, фиксируемых макетом системы машинного зрения
Fig. 3. An example of pre-processing of images captured by a machine vision system model

Представленные на рис. 3 результаты обработки данных СТЗ макета установки показывают применимость предложенного в работе подхода для обработки двумерных данных с использованием многокритериальной целевой функцией. Анализ представленных результатов показывает, что для случая присутствия в структуре границ переходов, близких по интенсивности, может происходить сглаживание его края при подавлении шума. Следует отметить, что алгоритм оказался невосприимчив для обработки данных с малыми амплитудами границ переходов и для этих случаев требует подстройки параметров. При этом в большинстве случаев удалось сохранить тишину границы объектов и уменьшить действие шумовой компоненты. Для объектов с сильным разделением интенсивности цвета происходит подавление шумовой компоненты с сохранением границ переходов между объектами. Также следует отметить, что предложенная программная реализация позволяет сохранить границы переходов, метки и текст, расположенный в зоне видимости камеры, с возможностью сглаживания локально стационарных участков фона.

Выводы и заключение

В результате выполнения исследования был предложен подход к повышению качества полученных данных СТЗ макета установки разварки кристаллов полупроводниковых компонент, по-

зволяющий производить уменьшение шумовой компоненты с возможностью обнаружения объектов и сохранением границ переходов, маркировки и специальных символов. Программная реализация позволяет производить обработку как изображений, так и одномерных массивов данных. Формирование возможности локальной обработки изображений с объектами, имеющими участки с резкими границами переходов, позволяет повысить эффективность в сравнении со стандартной реализацией. Следует отметить, что при анализе натурных данных, формируемых СТЗ, при малых амплитудах переходной функции граница/фон метод показал избирательность к обнаружению границы. Повышение чувствительности алгоритма приводит к захвату ложных участков. Продолжением дальнейшего исследования будет введение адаптивного интеллектуального изменения параметра для различных типов или элементов изображения.

Список литературы/References

1. Bhatt K., Agrawal C., Bisen A. A review on emerging applications of IoT and sensor technology for Industry 4.0. *Wireless Personal Communications*. 2024;134(4):2371–2389. DOI: 10.1007/s11277-024-11054-x
2. Proia S., Carli R., Cavone G., Dotoli M. Control Techniques for Safe, Ergonomic, and Efficient Human-Robot Collaboration in the Digital Industry: A Survey. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 2021;19(3):1798–1819. DOI: 10.1109/TASE.2021.3131011
3. Gorecky D., Schmitt M., Loskyl M., Zühlke D. Human-machine-interaction in the industry 4.0 era. In: *2014 12th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*. Porto Alegre, Brazil, 2014. P. 289–294. DOI: 10.1109/INDIN.2014.6945523
4. Kuts V., Otto T., Tähemaa T., Bukhari K., Pataraia T. Adaptive industrial robots using machine vision. In: *Proceedings of the ASME 2018 International Mechanical Engineering Congress and Exposition. Volume 2: Advanced Manufacturing*. Pittsburgh, Pennsylvania, USA. 2018. V002T02A093. ASME. DOI: 10.1115/IMECE2018-86720
5. Nezhmetdinov R.A., Charuiskaya M.A., Kovalev I.A. Enterprise Development Planning and AI-Based Technological Forecasting. *Russian Engineering Research*. 2023;43(10):1284–1288. DOI: 10.3103/S1068798X23100234
6. Sciavicco L., Siciliano B. *Modelling and control of robot manipulators*. Springer Science & Business Media, 2012.
7. Voronin V., Zhdanova M., Semenishchev E., Zelenskii A., Cen Y., Agaian S. Action recognition for the robotics and manufacturing automation using 3-D binary micro-block difference. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2021;117(7):2319–2330. DOI: 10.1007/s00170-021-07613-2
8. Safaea M., Neto P., Bearee R. On-line collision avoidance for collaborative robot manipulators by adjusting off-line generated paths: An industrial use case. *Robotics and Autonomous Systems*. 2019;119:278–288. DOI: 10.1016/j.robot.2019.07.013
9. Tzampazaki M., Zografos C., Vrochidou E., Papakostas G.A. Machine vision—moving from Industry 4.0 to Industry 5.0. *Applied Sciences*. 2024;14(4):1471. DOI: 10.3390/app14041471
10. Irie K., McKinnon A.E., Unsworth K., Woodhead I.M. A technique for evaluation of CCD video-camera noise. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. 2008;18(2):280–284. DOI: 10.1109/TCSVT.2007.913972
11. Vaseghi S.V. *Advanced digital signal processing and noise reduction*. John Wiley & Sons, 2008. 509 p.
12. Kumar P., Singh D., Bhamu J. Machine vision in industry 4.0: Applications, challenges and future directions. In: *Machine Vision for Industry 4.0*. CRC Press, 2022. P. 263–284. DOI: 10.1201/9781003122401-13
13. Tuzlukov V. *Signal processing noise*. CRC Press, 2018. 662 p.
14. Semenishchev E., Marchuk V., Shrafel I., Dubovskov V., Onoyko T., Maslennikov S. Image denoising using a combined criterion. In: *Mobile Multimedia/Image Processing, Security, and Applications 2016*. SPIE, 2016. Vol. 9869. P. 96–102. DOI: 10.1117/12.2223610
15. Price J., Goble T. Signals and noise. In: *Telecommunications Engineer's Reference Book*. Butterworth-Heinemann, 1993. P. 0/1, 10/3–10/15.

16. Semenishchev E.A., Voronin V.V., Marchuk V.I. Image denoising and deblurring using multispectral data. In: *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XXIII*. SPIE, 2017. Vol. 10198. P. 444–449. DOI: 10.1117/12.2262510
17. Semenishchev E., Shraifel I., Marchuk V., Svirin I., Makov S. A multi-criteria method for noise reduction. In: *2016 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTs)*. IEEE, 2016. P. 1–6. DOI: 10.1109/EWDTs.2016.7807651

Информация об авторе

Семенищев Евгений Александрович, канд. техн. наук, доц., ведущий научный сотрудник лаборатории разработки оборудования для производства электронной компонентной базы, Московский государственный технологический университет «СТАНКИН», Москва, Россия; sea.sea@mail.ru.

Information about the author

Evgenii A. Semenishchev, Cand. Sci. (Eng.), Ass. Prof., Principal Scientist Officer of the Laboratory for the Development of Equipment for the Production of Electronic Component Base, Moscow State University of Technology “STANKIN”, Moscow, Russia; sea.sea@mail.ru.

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

The author declares no conflict of interests.

Статья поступила в редакцию 20.09.2025

The article was submitted 20.09.2025