

УДК 004.932.2:621.355.9

***МЕТОД АВТОМАТИЧЕСКОГО ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПОЛЯРНОСТИ  
ЦИЛИНДРИЧЕСКИХ ИСТОЧНИКОВ ТОКА НА ОСНОВЕ СИСТЕМ  
ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ***

***Гринин Д.К.<sup>1</sup>***

*Студент магистратуры*

*Московский технический университет связи и информатики*

*Россия, Москва*

**Аннотация.** Рассмотрена задача автоматического определения полярности цилиндрических источников тока при конвейерной подаче в зону групповой укладки. В качестве основного признака используется геометрия торцевой поверхности: положительный вывод формирует центральный выступ и связанный с ним внутренний контур, тогда как отрицательная сторона обычно описывается областью, близкой к плоскому диску. Сопоставлены цветовой анализ, сопоставление с эталоном, нейросетевые методы, текстурный анализ, структурированное освещение и контурный анализ. Показана целесообразность применения контурно-геометрического подхода, дополненного статистической классификацией дескрипторов формы. Предложена архитектура системы технического зрения для конвейерной линии.

**Ключевые слова:** техническое зрение, полярность, цилиндрические источники тока, контурный анализ, дескрипторы формы, конвейерная линия.

***METHOD FOR AUTOMATIC POLARITY DETECTION OF CYLINDRICAL  
CURRENT SOURCES BASED ON MACHINE VISION SYSTEMS***

***Grinin D.K.***

*Master's Degree Student*

*Moscow Technical University of Communications and Informatics*

---

<sup>1</sup> Научный руководитель – к.т.н., доцент Рековец А.В.

*Russia, Moscow*

**Abstract.** The problem of automatic polarity detection of cylindrical current sources during conveyor feeding into the group placement zone is considered. The geometry of the end surface is used as the main feature: the positive terminal forms a central protrusion and an associated inner contour, whereas the negative side is usually represented by an area close to a flat disk. Color analysis, template matching, neural network methods, texture analysis, structured illumination, and contour analysis are compared. The feasibility of applying a contour-geometric approach supplemented by statistical classification of shape descriptors is shown. A machine vision system architecture for a conveyor line is proposed.

**Keywords:** machine vision, polarity detection, cylindrical current sources, contour analysis, shape descriptors, conveyor line.

## **Введение**

Автоматизированная сборка аккумуляторных модулей требует корректной ориентации цилиндрических источников тока: ошибка полярности отдельного элемента может нарушить схему соединения и привести к браку сборочной операции [1;2]. При конвейерной подаче ручной контроль становится недостаточно устойчивым из-за малого времени наблюдения, повторяемости операции и бликов на металлических торцевых поверхностях.

Для решения этой задачи целесообразно использовать системы технического зрения, определяющие ориентацию элемента по изображению в зоне контроля [3;4;5]. В отличие от цветовой маркировки и текстуры, геометрия торцевой поверхности связана с конструктивным различием выводов: положительный вывод обычно формирует центральный выступ и внутренний контур, а отрицательная сторона ближе к плоскому диску. Поэтому контурные признаки могут служить более устойчивым основанием классификации при вариативности исполнения, загрязнениях и неоднородном освещении [6].

Практическая реализация метода осложняется смазыванием изображения при движении ленты, вибрациями оборудования и ограниченным временем обработки кадра. В этих условиях предпочтителен алгоритм с низкой вычислительной сложностью, допускающий реализацию на промышленном контроллере без обязательного применения графического ускорителя.

Цель статьи – обосновать метод автоматического определения полярности цилиндрических источников тока на основе контурного анализа и статистической классификации геометрических признаков. Для достижения цели рассматриваются выбор признаков торцевой поверхности, сопоставление алгоритмических подходов по быстродействию и устойчивости к промышленным помехам, а также построение архитектуры системы технического зрения для конвейерной линии.

### **Выбор методов контурного анализа и статистического моделирования применительно к задаче определения полярности**

Автоматическое определение полярности цилиндрического источника тока может опираться на цветовые, текстурные, шаблонные, нейросетевые и контурно-геометрические признаки. Однако для конвейерной линии существенны не только точность распознавания, но и время обработки кадра, устойчивость к бликам и возможность настройки без формирования крупной размеченной выборки. Поэтому выбор метода должен учитывать инженерные ограничения промышленной съемки, а не только потенциальную распознающую способность алгоритма.

Цветовой анализ и текстурные признаки применимы в условиях стабильной маркировки и контролируемого освещения, но для торцевых поверхностей цилиндрических элементов они недостаточно надежны. Цвет и микрорельеф могут изменяться из-за загрязнений, износа покрытия, локальных бликов и неодинаковой отражательной способности металла [3;7;8]. Сопоставление с эталоном обеспечивает понятную процедуру сравнения с

шаблонами положительного и отрицательного выводов, однако чувствительно к масштабу, повороту, смещению и частичному смазыванию изображения [9]. Нейросетевые методы обладают более высокой адаптивностью, но требуют репрезентативной обучающей выборки и, как правило, предъявляют повышенные требования к вычислительной платформе [10].

Структурированное освещение позволяет получать более выраженную информацию о форме выступа, но усложняет оптическую часть системы: требуется специализированная подсветка, калибровка и синхронизация с камерой [11]. Для компактной конвейерной линии такой вариант оправдан не всегда, особенно если различие между выводами может быть выделено средствами двумерного анализа изображения.

В рассматриваемой задаче контурно-геометрический подход представляется наиболее рациональным. Он опирается на конструктивное различие торцевых поверхностей: положительный вывод формирует центральный выступ и связанный с ним внутренний контур, тогда как отрицательный вывод обычно представлен областью, близкой к плоскому диску. После сегментации это различие может быть описано через наличие внутренней области, ее положение относительно центра внешнего контура, отношение площадей и периметров, компактность, эксцентриситет и моментные инварианты формы [6;12;13;14].

Такое признаковое описание не требует хранения полного изображения и может быть передано в статистический классификатор, например в байесовскую модель или дискриминантный анализ [15]. За счет этого решение принимается не по жесткому правилу «контур есть – плюс, контура нет – минус», а по совокупности геометрических признаков. Это может снижать влияние случайных дефектов сегментации, бликов и локальных загрязнений, что особенно важно при обработке потока объектов в условиях конвейерной подачи.

## Сопоставление быстродействия и устойчивости алгоритмических подходов

Для промышленной линии важна не максимальная точность в лабораторной выборке, а баланс между точностью, задержкой обработки и устойчивостью к технологическим возмущениям. В таблице 1 приведено сопоставление методов по вычислительной сложности, ориентировочному времени обработки одного кадра и аппаратным требованиям. Оценки имеют сравнительный характер и отражают типовую обработку области интереса, а не предельные возможности каждого класса алгоритмов.

Таблица 1 – Сравнительные характеристики быстродействия алгоритмических подходов

Метод	Вычислительная сложность	Ориентировочное время обработки кадра	Требования к аппаратуре
Цветовой анализ	Низкая, $O(n)$	1-3 мс	Стандартный CPU
Сопоставление с эталоном	Средняя/высокая, $O(n \cdot t)$	15-50 мс	CPU средней производительности
Нейросетевые методы	Средняя/высокая	10-20 мс при GPU; 50-200 мс при CPU	GPU или мощный CPU
Текстурный анализ	Средняя, $O(n \cdot k)$	20-40 мс	CPU средней производительности
Структурированное освещение	Низкая на этапе обработки, но выше на уровне оптики	5-10 мс	Камера и специализированная подсветка
Контурный анализ	Низкая, $O(n)$	2-5 мс	Стандартный CPU или промышленный контроллер

По вычислительной нагрузке ближе всего к требованиям конвейерной линии находятся цветовая сегментация и контурный анализ. Однако цветовой анализ опирается на нестабильный для данной задачи признак, тогда как

контурный анализ связан с конструктивным различием торцов. Сопоставление с эталоном проигрывает по времени при необходимости учитывать масштаб и поворот. Нейросетевые методы могут быть наиболее устойчивыми при достаточном обучающем наборе, но их применение меняет стоимость и требования к вычислительной платформе. Поэтому для задачи, где различие классов выражено через форму, контурный подход представляется более рациональным компромиссом между инженерной простотой и скоростью обработки.

Помимо времени обработки, существенна устойчивость к условиям съемки. В таблице 2 методы сопоставлены по чувствительности к смазыванию, вибрациям и бликам.

Таблица 2 – Устойчивость алгоритмических подходов к возмущающим факторам конвейерной линии

Метод	Смазывание изображения	Вибрации	Блики и неравномерность освещения
Цветовой анализ	Высокая чувствительность из-за размытия цветowych границ	Средняя	Высокая чувствительность
Сопоставление с эталоном	Низкая устойчивость при потере четкости шаблона	Низкая	Средняя
Нейросетевые методы	Высокая при обучении на искаженных изображениях	Высокая	Высокая при достаточной выборке
Текстурный анализ	Низкая, поскольку мелкая текстура разрушается	Низкая/средняя	Средняя
Структурированное освещение	Высокая при корректной синхронизации	Высокая	Высокая при контролируемой подсветке
Контурный анализ	Средняя/высокая при морфологической фильтрации	Высокая при использовании	Средняя/высокая при адаптивной бинаризации

		инвариантных признаков	
--	--	---------------------------	--

Для контурного анализа решающим фактором становится не сам факт выделения границ, а качество предварительной обработки изображения. Если сегментация строится на глобальном пороге, блики и неодинаковое освещение могут привести к разрыву контура или появлению ложных областей. При использовании адаптивной бинаризации, медианной фильтрации и морфологической обработки этот риск снижается [8;13]. Остаточное смазывание не исключается полностью, но его влияние частично компенсируется тем, что классификация опирается не на отдельную точку границы, а на совокупность признаков формы.

Дополнительным аргументом в пользу контурного подхода является исследование, посвященное извлечению контуров и определению положения цилиндрических литиевых батарей в сложном фоне; его результаты указывают на применимость контурно-геометрических признаков для анализа объектов данного типа [6].

### **Предлагаемый метод определения полярности**

Предлагаемый метод строится как последовательность операций над областью интереса, содержащей торец цилиндрического источника тока. На первом этапе изображение переводится в градации серого. Такое преобразование уменьшает зависимость алгоритма от цветовой вариативности оболочки и концентрирует обработку на яркостной структуре торцевой поверхности. Далее применяется медианная фильтрация, подавляющая одиночные шумовые выбросы без существенного разрушения границ.

На втором этапе выполняется адаптивная пороговая сегментация. В отличие от фиксированного порога, адаптивный вариант учитывает локальное распределение яркости и поэтому может быть устойчивее при бликах и

неоднородной подсветке [13]. После бинаризации изображение очищается морфологическими операциями: малые области удаляются, а разрывы контуров частично замыкаются. Это особенно важно при умеренном смазывании, когда граница центрального выступа может быть представлена неполной линией.

На третьем этапе выделяются внешний контур торца и внутренние контуры, расположенные в его пределах. Для уточнения границ может использоваться детектор Кэнни, поскольку он ориентирован на локализацию резких перепадов яркости и согласуется с задачей извлечения границ металлических областей [14]. Положительный вывод определяется не по одному признаку, а по совокупности геометрических параметров: наличию внутренней области, ее положению относительно центра внешнего контура, отношению площадей, компактности и моментным инвариантам формы [12].

На четвертом этапе формируется вектор признаков:

$$x = \left( \frac{S_{in}}{S_{out}}, \frac{P_{in}}{P_{out}}, d_c, K, e, \varphi_1, \dots, \varphi_7 \right) \quad (1)$$

где  $S_{in}$  – площадь внутреннего контура;  $S_{out}$  – площадь внешнего контура;  $P_{in}$  – периметр внутреннего контура;  $P_{out}$  – периметр внешнего контура;  $d_c$  – нормированное расстояние между центрами внутреннего и внешнего контуров;  $K$  – коэффициент компактности области;  $e$  – эксцентриситет;  $\varphi_1, \dots, \varphi_7$  – моментные инварианты формы.

Компактность в данном случае используется как один из дескрипторов формы и позволяет учитывать отличие компактной центральной области от вытянутых, фрагментированных или ложных контуров. Ее расчет может выполняться стандартным способом, применяемым в задачах контурного анализа.

Если внутренний контур отсутствует, соответствующие признаки принимают нулевые или пороговые значения, а классификатор учитывает это как значимый индикатор отрицательного вывода. Такой вариант предпочтительнее жесткого правила «контур есть – плюс, контура нет – минус»,

поскольку загрязнение, блик или неполная сегментация могут привести к ложному появлению или исчезновению внутренней области.

На пятом этапе выполняется статистическая классификация. Для двух классов – положительный и отрицательный вывод – оцениваются распределения признаков по обучающей выборке, после чего объект относится к классу с наибольшей оценкой принадлежности [15]. Практическая ценность статистической классификации состоит в том, что вместе с меткой класса можно получить оценку уверенности решения. Если уверенность ниже технологически допустимого порога, элемент может быть направлен на повторный контроль или отбраковку.

### **Архитектура системы технического зрения для конвейерной линии**

Архитектура системы включает четыре функциональных уровня: оптический, вычислительный, управляющий и интерфейсный. Оптический уровень обеспечивает получение устойчивого изображения торцевой поверхности и включает промышленную камеру, объектив с фиксированным фокусным расстоянием и управляемую подсветку. Для движущейся ленты предпочтительно использовать камеру с глобальным затвором и импульсную подсветку, поскольку это снижает смазывание изображения и повышает повторяемость кадров.

Вычислительный уровень реализует основной алгоритм обработки: выделение области интереса, перевод изображения в градации серого, фильтрацию, адаптивную бинаризацию, морфологическую обработку, выделение контуров, расчет дескрипторов формы и статистическую классификацию. Обработка не всего кадра, а заранее заданных областей интереса уменьшает вычислительную нагрузку и снижает вероятность ложных срабатываний на фоне.

Управляющий уровень передает результат классификации исполнительному устройству: отбраковщику, механизму ориентации или

роботизированному манипулятору. При достижении времени обработки порядка 2-5 мс задержка между захватом кадра и выдачей сигнала может оставаться допустимой для конвейерной линии. Интерфейсный уровень обеспечивает настройку параметров, визуализацию зоны контроля и регистрацию диагностических данных, включая метку полярности, уровень уверенности классификатора и качество выделения контуров.

На рис. 1 показан пример кадра, получаемого в зоне контроля. Выделенные прямоугольные области соответствуют участкам, в которых далее выполняется анализ торцевых признаков. Принципиально, что классификация должна происходить после локализации области интереса: это уменьшает влияние фона и позволяет использовать более простые алгоритмы обработки без потери устойчивости.

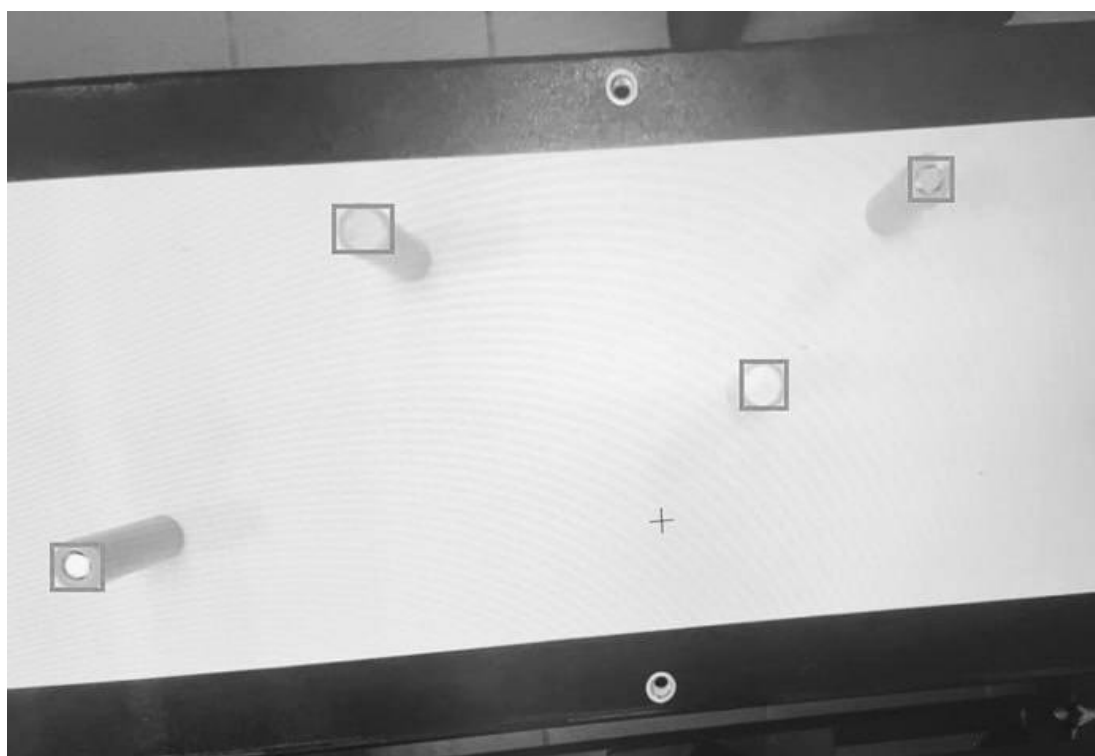


Рис. 1. Пример выделения цилиндрических источников тока на конвейерной линии

Область применимости метода ограничена случаями, когда различие между положительным и отрицательным выводами выражено геометрически и

наблюдаемо на изображении. Если центральный выступ скрыт загрязнением, изоляционной шайбой, накладкой или сильным наклоном элемента, надежность контурного признака снижается. В таких условиях требуется предварительная оценка качества области интереса: полноты внешнего контура, степени эллиптичности, наличия пересечений с границами кадра и выраженности внутренней области. Дополнительно следует учитывать, что имеющиеся публикации по извлечению контуров цилиндрических литиевых элементов указывают на применимость близких геометрических признаков [6], но не заменяют экспериментальную проверку предложенного метода на собственной выборке изображений.

### **Заключение**

В статье обоснован метод автоматического определения полярности цилиндрических источников тока на основе анализа геометрии торцевой поверхности. Показано, что контурно-геометрический подход в данной задаче предпочтительнее цветового и текстурного анализа, поскольку опирается на конструктивное различие положительного и отрицательного выводов, а не на нестабильные внешние признаки. Использование адаптивной бинаризации, выделения контуров, дескрипторов формы и статистической классификации формирует основу вычислительно простого алгоритма, ориентированного на условия конвейерной подачи. Предложенная архитектура системы технического зрения связывает оптический, вычислительный, управляющий и интерфейсный уровни, что создает основу для последующей практической реализации метода на промышленной линии. Дальнейшая проверка должна быть направлена на экспериментальную оценку точности и устойчивости алгоритма при разных скоростях подачи, режимах освещения и состояниях торцевых поверхностей.

**Библиографический список**

1. Ahmed S., Bloom I., Jansen A.N. [et al.]. Enabling fast charging — A battery technology gap assessment // *Journal of Power Sources*. — 2017. — Vol. 367. — P. 250–262. — DOI: 10.1016/j.jpowsour.2017.06.055.
2. Zubi G., Dufo-López R., Carvalho M., Pasaoglu G. The lithium-ion battery: State of the art and future perspectives // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. — 2018. — Vol. 89. — P. 292–308. — DOI: 10.1016/j.rser.2018.03.002.
3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — 3-е изд., испр. и доп. — М. : Техносфера, 2012. — 1104 с.
4. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. — М. : БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. — 752 с.
5. Steger C., Ulrich M., Wiedemann C. *Machine Vision Algorithms and Applications*. — 2nd ed. — Weinheim : Wiley-VCH, 2018. — 516 p.
6. Wang Z., Ye W., Chen Y., Liang R. Accurate contour extraction and pose detection method for retired cylindrical lithium batteries in complex backgrounds // *Journal of Electronic Measurement & Instrument*. — 2024. — Vol. 38, No. 5. — P. 119–129. — DOI: 10.13382/j.jemi.B2306961.
7. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural Features for Image Classification // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. — 1973. — Vol. SMC-3, No. 6. — P. 610–621. — DOI: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
8. Davies E.R. *Computer and Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities*. — 4th ed. — Amsterdam : Elsevier, 2012. — 912 p. — DOI: 10.1016/C2010-0-66926-4.
9. Brunelli R. *Template Matching Techniques in Computer Vision: Theory and Practice*. — Chichester : John Wiley & Sons, 2009. — 348 p. — DOI: 10.1002/9780470744055.
10. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // *Proceedings of the IEEE Conference on*

- Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). — Las Vegas : IEEE, 2016. — P. 779–788. — DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
11. Geng J. Structured-light 3D surface imaging: a tutorial // Advances in Optics and Photonics. — 2011. — Vol. 3, No. 2. — P. 128–160. — DOI: 10.1364/AOP.3.000128.
12. Hu M.-K. Visual Pattern Recognition by Moment Invariants // IRE Transactions on Information Theory. — 1962. — Vol. 8, No. 2. — P. 179–187. — DOI: 10.1109/TIT.1962.1057692.
13. Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. — 1979. — Vol. 9, No. 1. — P. 62–66. — DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
14. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1986. — Vol. PAMI-8, No. 6. — P. 679–698. — DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.
15. Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G. Pattern Classification. — 2nd ed. — New York : Wiley-Interscience, 2001. — 654 p.