

ВЫБОР МЕТОДА ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПОРОГОВЫХ ЗНАЧЕНИЙ АЛГОРИТМА КЭННИ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ГРАНИЦ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Сюз Юйнин ¹

Научный руководитель: Худеногова Людмила Игоревна ²

¹ТПУ ИШИТР ОАР, гр. 158Т12, e-mail: sy010@tpu.ru

²ТПУ ИШИиЭС ОИС/ ИШИТР ОАР, доцент e-mail: likhud@tpu.ru

Аннотация

В данной работе исследуются методы выбора порогов для алгоритма Кэнни: метод глобальной пороговой обработки и метод глобальной пороговой обработки на основе выбора области. Второй метод показал более точное обнаружение границ с меньшим уровнем шума по сравнению с глобальным подходом.

Ключевые слова: обнаружение границ, алгоритм Кэнни, метод Оцу, глобальная пороговая обработка.

Введение

В цифровой обработке изображений обнаружение границ играет ключевую роль, позволяя выделить важные объекты и структуры. В частности, для задач контроля качества сварных соединений, точное обнаружение границ необходимо для определения их геометрии, выявления дефектов и обеспечения соответствия стандартам. Одним из наиболее популярных методов обнаружения границ является алгоритм Кэнни, предложенный Джоном Кэнни в 1986 году [1]. Он обеспечивает хорошую локализацию границ и минимальное количество ложных срабатываний. Ключевым этапом его реализации является определение порогов, которые напрямую влияют на качество и точность обнаружения границ. Существующие методы определения пороговых значений, в том числе часто используемый метод глобальной пороговой обработки (GT), не всегда могут обеспечить результат с требуемой точностью.

В данной работе предложен модифицированный метод глобальной пороговой обработки на основе выбора области (RBGT), который адаптивно определяет пороговые значения с учетом локальных особенностей изображения. Целью работы является проведение экспериментальных исследований методов GT и RBGT, сравнение точности и эффективности двух методов для различных типов изображений, анализ их преимуществ и недостатков, а также определение оптимальных сценариев их применения. Оба метода используют алгоритм Оцу для автоматического расчета оптимального порога [2], основанный на максимизации межклассовой дисперсии для эффективного разделения пикселей изображения на передний план и фон. Практическая значимость исследования заключается в возможности применения RBGT для широкого круга задач компьютерного зрения. Результаты могут быть использованы для совершенствования систем машинного зрения в промышленности и научных исследованиях, в частности, для определения дефектов сварных швов и построении траектории при выполнении сварного шва.

Методы определения пороговых значений на основе алгоритма Оцу

Алгоритм Оцу, также известный как метод максимальной межклассовой дисперсии, является классическим алгоритмом сегментации изображений, предложенным Масаяоки Оцу. Алгоритм известен своей высокой эффективностью и надежностью, может автоматически определять оптимальный порог сегментации изображения и обладает сильной адаптивностью к изменениям яркости и контрастности изображения, в следствие чего широко используется в области цифровой обработки изображений [3]. Алгоритм Оцу является одним из наиболее эффективных методов для автоматического определения порога сегментации, особенно в случаях, когда изображение имеет неравномерное освещение или низкий контраст [4].

Межклассовая дисперсия определяется по формуле:

$$\sigma_b^2(t) = \omega_0(t)\omega_1(t)[\mu_0(t) - \mu_1(t)], \quad (1)$$

где t – оптимальный порог, $\omega_0(t)$ и $\omega_1(t)$ – коэффициенты пикселей переднего и заднего планов соответственно, $\mu_0(t)$ и $\mu_1(t)$ – средние значения пикселей переднего и заднего планов соответственно.

В данной работе были рассмотрены два метода для определения верхнего и нижнего порогов для алгоритма Кэнни: метод глобальной пороговой обработки (GT) и метод глобальной пороговой обработки на основе выбора области (RBGT). Для обоих методов алгоритм Оцу используется как основа для самого простого определения порога изображения.

1) GT – это метод сегментации изображений, основанный на характеристиках распределения серой шкалы изображения. Данный метод эффективен для обработки изображений с равномерным освещением, однако имеет ограничения при работе с изображениями, содержащими сложные текстуры или неравномерное распределение цвета [5]. Его суть заключается в бинарной сегментации изображения путем вычисления глобального порога, который делит пиксели изображения на две категории (обычно передний план и фон).

Изображение преобразуется в бинарное на основе определенного порога T :

$$\text{бинарное изображение: } (x, y) = \begin{cases} 255 & \text{if } I(X, Y) > T \\ 0 & \text{if } I(X, Y) \leq T \end{cases} \quad (2)$$

где $I(X, Y)$ – значение шкалы серого для исходного изображения, 255 означает передний план (белый), 0 – фон (черный).

2) RBGT предполагает вычисление порога путем выбора важной области (или репрезентативной области) на изображении и применении этого порога ко всему изображению. Выбор области осуществляется в соответствии с характером изображения по следующим правилам:

1) Для низкоконтрастных изображений с небольшой разницей в значении серого или цвета между объектом и фоном выбирается область внутри объекта, т.к. значение серого внутри обычно более равномерно.

2) Для высококонтрастных изображений с большой разницей в значении серого или цвета между объектом и фоном выбирается область на стыке объекта и фона, т.к. контрастность здесь самая высокая и подходит для расчета порогового значения.

3) Для изображений, которые содержат несколько целевых объектов и фонов, выбирается область, где объект сконцентрирован, а фон прост.

Результаты экспериментальных исследований

Для экспериментального исследования эффективности двух рассмотренных выше методов определения пороговых значений была разработана программа в среде программирования.

Алгоритм был реализован в несколько шагов:

- 1) считывание изображения;
- 2) замена считанного изображения на изображение в серой шкале;
- 3) вычисление порога изображения с помощью алгоритма Оцу;
- 4) применение порога, а затем использование алгоритма Кэнни для определения границ.

Для выделения областей также потребовалась отдельная функция извлечения изображения.

В качестве входных данных использовались несколько различных по своим характеристикам изображений. Результаты обработки этих изображений GT представлены в таблице 1. Результаты обработки изображений RBGT представлены в таблице 2.

Таблица 1. Результаты обнаружения границ методом GT

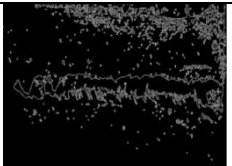
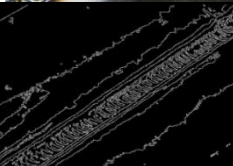
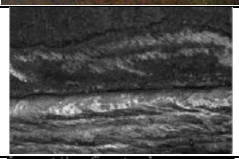
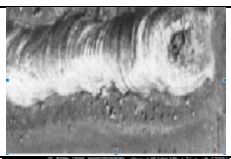
Изображение			
Результаты обнаружения краев			
Изображение			
Результаты обнаружения краев			

Таблица 2. Результаты обнаружения границ методом RBGT

Изображение			
Выбранная область			
Результаты обнаружения краев			
Изображение			
Выбранная область			
Результаты обнаружения краев			

Из таблиц 1 и 2 видно, что RBGT, обладает лучшим эффектом обнаружения, с большей вероятностью выделяет объект и имеет меньше шума. Чтобы проверить этот вывод, сделанный на основе визуального сравнения, проанализируем полученные изображения после обнаружения границ.

Шум обычно проявляется в виде случайных колебаний яркости изображения, что увеличивает флуктуации значений пикселей и делает стандартное отклонение больше. Поэтому в качестве количественной метрики точности было выбрано стандартное отклонение изображений, полученных в результате обнаружения границ различных изображений.

Стандартное отклонение рассчитывалось по следующей формуле:

$$\sigma = \sqrt{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2\right)}, \quad (3)$$

где x_i – значение i -го пикселя; N – общее количество пикселей в изображении; μ – среднее значение пикселей изображения.

В таблице 3 приведены значения стандартного отклонения изображений после обнаруженных границ.

Таблица 3. Стандартное отклонение различных изображений после обнаружения

Обнаружены изображения	Стандартное отклонение графика после обнаружения границ	
	GT	RBGT
	61.24	56.66
	62.01	52.81
	61.59	61.36
	17.43	16.02
	35.06	25.85
	49.36	51.48

Из данных таблицы 3 видно, что стандартное отклонение RBGT, в большинстве случаев меньше, чем GT, что говорит о том, что метод обеспечивает более точное обнаружение границ с меньшим уровнем шума, особенно для изображений с неравномерным освещением или сложным фоном, что подтверждает вывод, сделанный в ходе визуального сравнения.

На основании анализа полученных результатов экспериментальных исследований и теоретической информации были выявлены преимущества и недостатки обоих методов, определены оптимальные сценарии применения, а также выполнен сравнительный анализ по таким критериям, как сложность реализации, устойчивость к шуму и чувствительности к контрастности. Результаты комплексной оценки методов представлены в таблице 3.

Таблица 4. Комплексная оценка методов

Оценка	GT	RBGT
Преимущества	Простота реализации, подходит для стандартных задач обработки изображений. Эффективен для изображений с высокой контрастностью между объектом и фоном	Способность адаптироваться к различным условиям освещения в разных областях изображения. Лучший эффект обнаружения, меньше шума, лучше непрерывность границ. Подходит для изображений с неравномерным освещением или сложным фоном
Недостатки	Менее эффективен для изображений с неравномерным освещением или сложным фоном. Больше шума	Большие вычислительные затраты. Выбор региона может приводить к разным результатам
Сценарии применения	Изображения с равномерным освещением и простым фоном. Изображения с высокой контрастностью между объектом и фоном	Изображения с неравномерным освещением или сложным фоном. Задачи, требующие высокой точности обнаружения границ
Сложность реализации	Простая реализация	Более сложная реализация, требует разделения на регионы и выбора важных областей
Устойчивость к шуму	Чувствителен к шуму, больше шума	Меньше шума, результаты обнаружения границ более чистые
Чувствительность к контрастности	Эффективен для изображений с высокой контрастностью между объектом и фоном. Менее эффективен для изображений с низкой контрастностью.	Лучше справляется с изображениями с низкой контрастностью. Более высокая различимость между объектом и фоном

Заключение

Результаты проведенных исследований показали, что GT прост в реализации и подходит для изображений с равномерным освещением, простым фоном и высоким контрастом между объектом и фоном, но чувствителен к шуму и менее эффективен при работе со сложными изображениями. В свою очередь, RBGT может адаптироваться к условиям освещения различных областей, обеспечивает более точное обнаружение границ с меньшим шумом, особенно хорошо подходит для изображений с неравномерным освещением или сложным фоном, но требует большого объема вычислений и отличается более сложной реализацией. Таким образом, наилучшим выбором для простых изображений является GT, в то время как для сложных изображений или задач, требующих высокоточного обнаружения границ, более эффективным является RBGT.

Список использованных источников

1. Canny J. Вычислительный подход к обнаружению границ // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – Т. 8, № 6, 1986. – С. 679-698.
2. Gatos B., Pratikakis I., Perantonis S. Сравнительное исследование методов пороговой обработки изображений для эффективной бинаризации изображений документов // Proceedings of the 9th International Workshop on Document Analysis Systems. – 2010. – С. 110-117.
3. Sezgin M., Sankur B. Survey over Image Thresholding Techniques and Quantitative Performance Evaluation // Journal of Electronic Imaging. – 2004. – Vol. 13, No. 1. – P. 146–165.
4. Kittler J., Illingworth J. Minimum error thresholding // Pattern Recognition. – 1986. – Vol. 19, № 1. – P. 41-47.
5. Wang J.-W., Xie D., Dai Z. An Image Binarization Segmentation Method Combining Global and Local Threshold for Uneven Illumination Image // Intelligent Computing Theories and Application. – 2022. – P. 379-390. – DOI: 10.1007/978-3-031-13870-6_31.