

Рисунок 2 – Многослойная нейронная сеть для установления рейтинга объекта

Её структура определяется из характера задачи: первый слой – нейроны, 1 и 2 – входы, второй (скрытый) слой нейрон, 3 и третий слой 4 (выход).

Веса стрелок ω_{ij} установлены в соответствии с результатами обучения сети. Значения X_i всех входящих в вершину i стрелок получаются как произведения их весов на входы от вершин слева, рабочие значения входов 1 и 2 масштабируются путём деления на n для их приведения в интервал, эффективный для использования в данной задаче; значения в вершинах графа 3, 4 (y_i) получаются как результаты от вычисления линейных функций kx_i ; выход (рейтинг) получается как целое число при вычислении функции $y = \text{round}(y_3 * n, 0)$, т. е. ближайшее целое число к значению выражения в скобках (аналогичный оператор также используется в Matlab), $k=1$.

При обучении с помощью системы Mathcad получены следующие результаты: $\omega_{13}=1$; $\omega_{22}=-1$; $\omega_{34}=1$, A (число положительных разностей при вычитании из искомого для рейтинга показателя всех остальных $(n-1)$, вход $a = n/n=1$, вход $2-b=[(A/n)]$. Например, для объекта с оценкой, показанной жирным шрифтом, рейтинг – 2 ($A=3$, $A/n=3/5$, $x_3=a$ $\omega_{13}+b$ $\omega_{23}=0.4$, $y_3=kx_3=0.4$, $x_4=\omega_{34}y_3=0.4$, $y_4=kx_4=0.4$, $y=\text{round}((0.4*5),0)=2$).

Они получены с помощью системы Mathcad по следующему алгоритму: для избранной характеристики (0,81 – Казахстан) подсчитывается количество положительных разностей A (равно 3) при вычитании всех характеристик оставшихся стран, а далее с помощью обученной сети (рис. 2) и системы Mathcad вычисляется рейтинг Казахстана (2).

Следует отметить, что система Mathcad с помощью оператора round обеспечивает нужное округление вычисленного с помощью сети рейтинга.

Заключение. Оценка объектов и получение рейтинга могут использоваться как механизмы адаптации в сетевых системах в качестве агентов [5].

Использование нейронных сетей после их обучения позволяет сразу находить № объекта в рейтинге и решать задачи по прогнозированию его финансового состояния, получения рейтинга и некоторых других показателей. Сеть, описанная в системе Mathcad, после обучения при одном щелчке сразу выдаёт результат, а при обучении аналогично можно получить параметры следующего шага обучения.

Качественные показатели рекомендуется оценивать в баллах, что позволит сохранить единую методику расчётов как при исполь-

зовании радарных диаграмм, так и нейронных сетей. Оптимизация получения самих нейронных сетей часто тоже может включать этап адаптации при нормировании данных и подборе функций при обучении сети. Например, по сравнению с [9] удалось заменить нейронную сеть из 6-ти вершин на 4-вершинную, ускорить обучение за счёт замены активационной функции $y=1/(1+e^{-x_i})$ на $y=kx_i$; и введения нормирующего множителя n и, кроме того, получена из-за этого структура, дающая абсолютно верный рейтинг для любых n .

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Савин, Л. В. Сецентрические методы в государственном управлении / Савин Л. В. [и др.] – М. : Сам полиграфист, 2015. – 146 с.
2. Трахтенгерц, Э. А. Компьютерные системы и методы поддержки информационного управления / Э. А. Трахтенгерц – М. : Синтег, 2010. – 125 с.
3. Кудж, С. А. Принципы сетевых систем управления в информационной экономике // Государственный советник. – Вып. № 4. – М. – 2013.
4. Матюшков, Л. П. Метод оценки сложных однородных объектов / Л. П. Матюшков, М. Н. Григорович // Вестник БрГУ. – № 1(36). – 2009. – С. 136–142.
5. Владимиров, А. В. Агентное взаимодействие в информационной системе предприятия с адаптацией механизмов работы и интерфейса пользователя // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики Спб ГУ ИТМО. – 2013. – № 6(88). – С. 105–111.
6. Головкин, В. А. Основы компьютерных технологий: учебно-методическое пособие // В. А. Головкин, А. А. Дудкин, Л. П. Матюшков. – Брест : Изд-во УО «БрГТУ», 2015. – С. 144–147.
7. Методологии проектирования мультиагентных систем / М. Г. Зубарева [и др.] // Технические науки в России и за рубежом: материалы VI Междунар. науч. конф. (Москва, ноябрь 2016). – М. : Буки-Веди, 2016. – С. 3–8.
8. ЕЭК Департамент агропромышленной политики. Обзор производственных показателей государств-членов евразийского экономического союза за 2017 год (с. 5, 7; данные по ЕАЭК). – Дата доступа : 10.05.2018.
9. Матюшков, А. Л. Нейронная сеть для установления рейтинга объекта / А. Л. Матюшков, Г. Л. Матюшкова // Вестник БрГУ. – Физика, математика, информатика – 2017. – № 5(107). – С. 58.

Материал поступил в редакцию 25.10.2018

GOLOVKO V. A., MATIUCHKOV A. L., MATIUCHKOVA G. L., RUBANAU U. S. Network-centric systems and their adaptation

The article describes the key advantages of network-centric systems and suggests some ways to adapt them. In particular, it is proposed to use multi-agent systems when choosing agents for adaptation of software products and data. Examples of the use of radar diagrams and neural networks for these purposes are given. An algorithm is given for calculating the rating using a special neural network using a special rounding operator for the Mathcad system.

УДК 004.93

Grzeszczyk K.

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ В ПРОЦЕССЕ ТЕСТИРОВАНИЯ СОЛНЕЧНЫХ ПАНЕЛЕЙ

Введение. Солнечные батареи получают все большее распространение в различных отраслях, в частности портативной электронике, электромобилях, авиации, энергообеспечении зданий и целых населенных пунктов, космосе, медицине и т. д.

Для контроля качества энергогенерирующих панелей солнечных батарей разработано множество методов и методик [1, 2], как при их выпуске, так и на стадии монтажа и даже во время непосредственной эксплуатации.

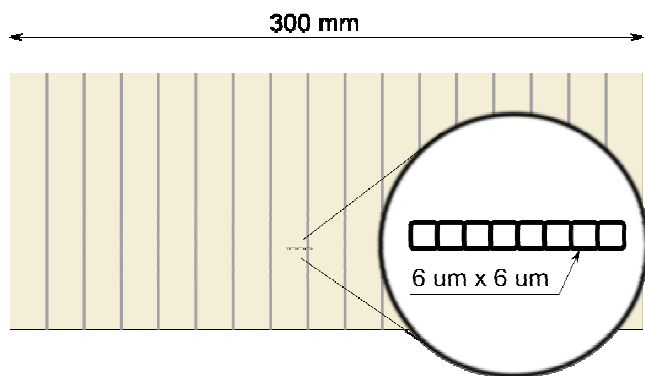
Одной из важных операций контроля качества солнечных панелей является выявление внешних дефектов фольгового материала

солнечных панелей: трещин, царапин и т. п. При этом используются средства видеонаблюдения на базе камер, количество которых постоянно растёт [3].

Целью данной статьи является анализ требований к камерам средств видеонаблюдения и выбор рационального метода выделения контуров изображений дефектов фольгового материала солнечных панелей в процессе их тестирования.

Требования к камерам. Предположим, что размер пикселя равен 6×6 мкм. Тогда полоса шириной 300 мм будет описываться 50000 пикселей (рис. 1).

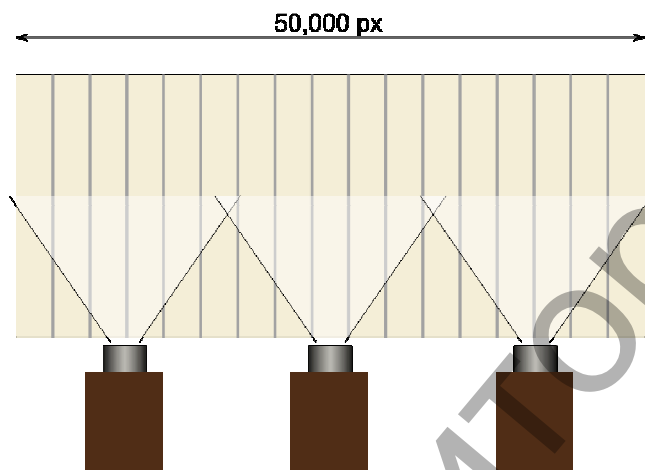
Физика, математика, информатика



$Width\ in\ pixels = 300\ mm / 6\ \mu m = 50,000$

Рисунок 1 – Размер матрицы изображения

Для получения таких изображений необходимо использовать несколько линейных камер в зависимости от их разрешения. В связи с этим возникает проблема, какие камеры и сколько их нужно применять и как их расположить. Камеры 16 к стоят дорого, но трех камер будет достаточно (рис. 2).

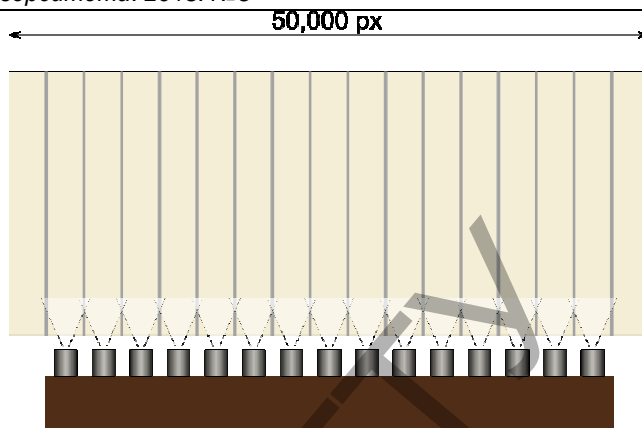


3 cameras 16k

Рисунок 2 – Размещение камер

Для обеспечения необходимой абсолютной точности измерений на уровне одного пикселя (6 x 6 мкм) требуется высокая точность расположения и калибровки камер. По этой причине меньшее количество камер представляется преимуществом.

Минимальное разрешение камер связано с тем, что камера должна наблюдать два следа лазера одновременно, чтобы точно оценить его расстояние. В случае, когда расстояние между трассами будет измеряться на основе изображений с двух камер (каждая из них наблюдает только одну дорожку), помимо ошибки, вызванной оптикой, положением камеры и ошибкой системы видеонаблюдения, будет возникать ошибка, связанная с взаимным расположением камер. Предполагая, что расстояние между лазерными следами максимально равно 2 см, разрешение должно быть не менее $2\ cm / 6\ \mu m = 3333$ пикселей. Это означает необходимость использования камер как минимум 4к. Для этого достаточно использовать 15 таких камер. Возникает проблема размещения их над полосой из-за их ширины (рис. 3).



15 cameras 4k

Рисунок 3 – Размещение камер для покрытия полосы

При выборе линз необходимо учитывать искажения, которые могут возникнуть из-за их слишком низкого положения. Сами линзы вносят геометрические искажения. Их можно удалить программным способом, но лучше, когда линза вносит как можно меньше искажений. В этом отношении, как правило, объективы с большим фокусным расстоянием лучше, чем широкоугольные. Вторым случаем является в том, что путь, сожженный лазером, является трехмерным объектом, и лучше всего наблюдать его под углом, близким к прямому. Это также аргумент в пользу большего расстояния камеры от группы. Решением может быть применение телецентрических линз, но это очень дорого, и могут возникнуть проблемы с их позиционированием, вызванные их размерами (рис. 4).

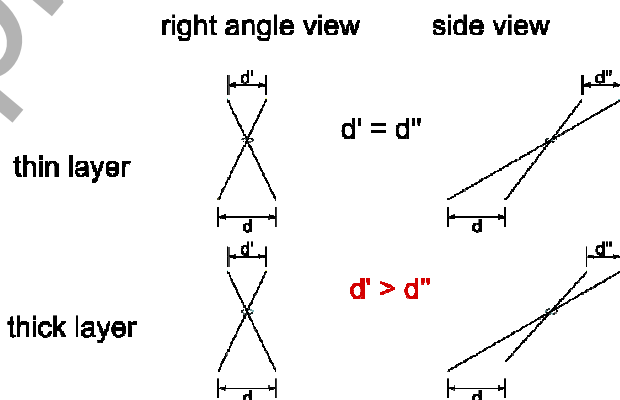


Рисунок 4 – Позиционирование камер

Увеличение фокусных расстояний приводит, с одной стороны, к лучшему качеству изображения, но, с другой – повышает спрос на пространство под полосой, что может быть преимуществом, если принять во внимание необходимость применения осветителя, который может быть помещен между камерами и группой.

Скорость получения изображения должна обеспечивать разрешение 6 мкм. Это означает, что между конкретными изображениями полоса должна двигаться на это расстояние. Предполагаемая скорость движения ленты в процессе составляет от 1 м / мин в начале до 5 м / мин. Время захвата одной линии для более низкой скорости составляет 360 мкс (около 3 кГц), для более высоких 72 мкс (около 14 кГц). Получение определенных линий должно быть синхронизировано со сдвигом фольги, потому что в другом случае (например, в случае синхронизации времени) надлежащий расчет размеров в направлении сдвига фольги будет невозможен (рис. 5).

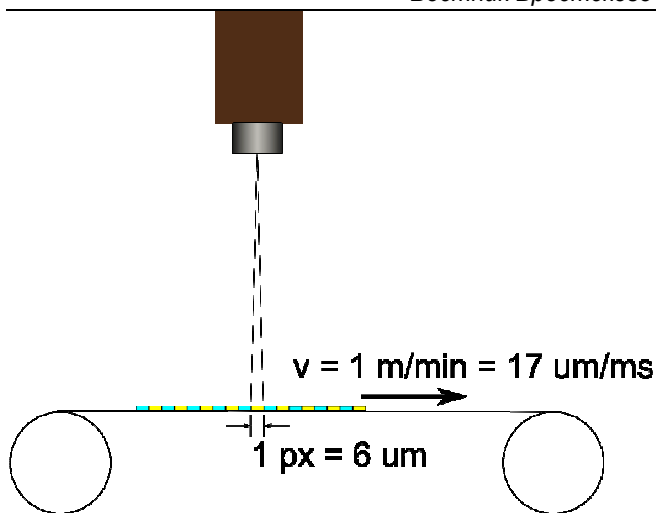


Рисунок 5 – Синхронизация линий со сдвигом фольги

Такое короткое время обнаружения подразумевает необходимость применения сильного источника света для освещения полосы.

Выбор метода выделения контуров изображений дефектов фольгового материала солнечных панелей. Одной из главных целей обработки изображений является интерпретация содержания изображения. Для этого необходимо отделить фон от объектов. Сегментация позволяет разделить изображение на составляющие части или объекты, тем самым она отделяет объект от фона, чтобы можно было легко обрабатывать изображения и идентифицировать его содержимое. Выделение контуров на изображении является фундаментальным средством для качественной сегментации изображения. Контур в значительной степени уменьшает количество данных для обработки изображения, сохраняя при этом важную информацию об объектах на изображении, такую как их форма, размер, количество [4–8].

Как правило, алгоритмы сегментации изображений основываются на одном из двух базовых свойств яркости сигнала: однородности и перепадах яркости [9], также часто применяют методы сегментации, основанные на выделении контуров объектов [10], которые можно отнести к алгоритмам сегментации, основанных на перепадах яркости.

В литературе приведено и описано большое количество алгоритмов выделения контуров и границ. К наиболее популярным методам относят: оператор Робертса, Собеля, Превитта, Кирша, Робинсона, алгоритм Канни и LoG-алгоритм [11].

Однако в настоящее время не существует универсального метода или алгоритма выделения контуров изображений [12]. Для определения соответствующего алгоритма выделения контуров учитывают ориентацию и структуру контура, а также наличие и тип шума на изображении. Каждый из алгоритмов решает свой класс задач, качественно выделяя только контур определенного типа, поэтому задача создания методов контурной сегментации изображения является актуальной.

Проанализировав методы выделения контуров, в качестве базового метода был выбран метод Канни [13], к преимуществам которого относится выделение контура толщиной в 1 пиксель. Однако данный метод не подходит для реализации иерархического подхода. Поэтому при реализации этого подхода требуется морфологическая обработка полученного контурного препарата, который существенно снижает оперативность.

Наиболее общим способом поиска контуров изображения является обработка изображения с помощью наложения маски. Однако вместо маски Собеля, как сделано в методе Канни, предложено использовать вейвлеты [14].

Предложенный подход реализуется алгоритмом (рис. 6) Для улучшения сходимости вейвлет-преобразования доопределяем крайний ряд точек (см. блок 5, рис. 6), путем их копирования на длину вейвлета:

$$z_{i,j} = \begin{cases} I_{i,1}, & \text{если } j < n, \\ I_{i,M}, & \text{если } j > M + n \\ I_{i,j-n+1}, & \text{в другом случае} \end{cases}, \quad (1)$$

где $I_{i,j}$ – пиксель оригинального изображения, $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, \dots, M$; $z_{i,j}$ – пиксель доопределенного изображения, $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, \dots, M$; n – длина вейвлета.

Для каждой точки изображения вычисляем (см. блок 6, рис. 6):

$$WX_{i,j} = \sum_{k=i-n}^{i-1} w_k z_{k,j} + \sum_{k=i+1}^{i+n} w_k z_{k,j}, \quad (2)$$

где $z_{k,j}$ – значение яркости (интенсивности) пикселя, отвечающего коэффициенту w_k вейвлета. Результат вейвлет-преобразования записывается в центральный элемент.

Аналогично доопределяем изображение по оси OY (см. блок 15, рис. 6):

$$z_{i,j} = \begin{cases} I_{i,j}, & \text{если } i < n, \\ I_{N,j}, & \text{если } i > N + n \\ I_{i-n+1,j}, & \text{в другом случае} \end{cases}, \quad (3)$$

где $I_{i,j}$ – пиксель оригинального изображения, $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, \dots, M$; $z_{i,j}$ – пиксель доопределенного изображения, $i = 1, 2, \dots, N + 2n$, $j = 1, 2, \dots, M$; n – длина вейвлета.

Такие же вычисления, как в формуле (2), проводим по оси OY (см. блок 16, рис. 6):

$$WY_{i,j} = \sum_{k=j-n}^{j-1} w_k z_{i,k} + \sum_{k=j+1}^{j+n} w_k z_{i,k}. \quad (4)$$

В результате получим две матрицы того же размера, что входное изображение: $[WX_{i,j}]$ та $[WY_{i,j}]$.

Далее устанавливаем значение порога P (пороговый фильтр) (см. блоки 7 и 17, рис. 6).

Если значение интенсивности меньше порога, то заменяем ее на 0, а ту, которая выше порога – оставляем без изменений.

В результате получим две матрицы того же размера, что входное изображение: $[WX'_{i,j}]$ та $[WY'_{i,j}]$:

$$WX'_{i,j} = \begin{cases} WX_{i,j}, & \text{если } WX_{i,j} > P \\ 0, & \text{в другом случае} \end{cases}; \quad (5)$$

$$WY'_{i,j} = \begin{cases} WY_{i,j}, & \text{если } WY_{i,j} > P \\ 0, & \text{в другом случае} \end{cases}, \quad (6)$$

где P – значение порога.

После этого проводим морфологическую обработку по градиенту (см. блоки 12 и 22, рис. 6) и определяем значение градиента для нахождения скачка интенсивности. Контур отмечается там, где градиент изображения приобретает максимальное значение.

Градиент характеризует скорость изменения функции f в точке (x, y)

$$\begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

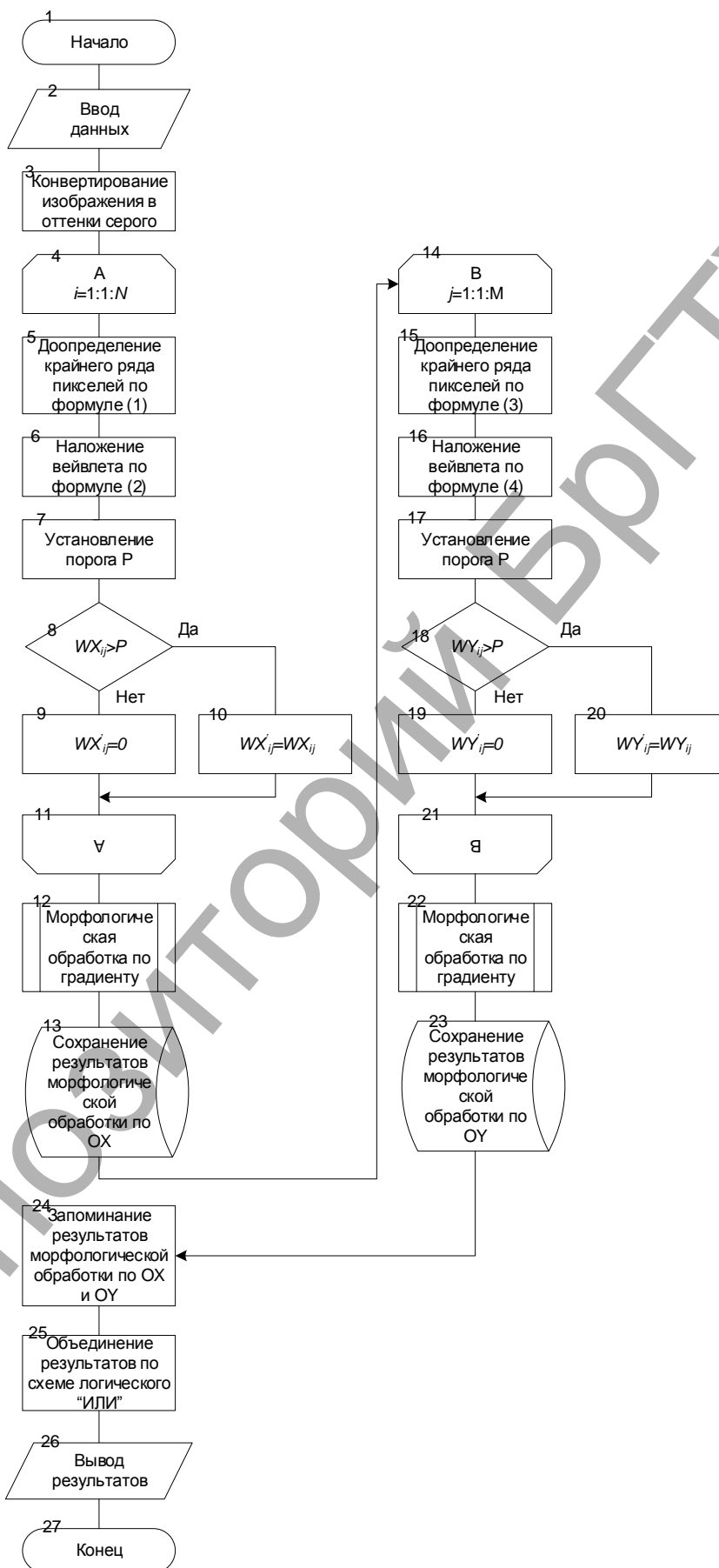


Рисунок 6 – Алгоритм поиска контуров изображения путем обработки изображения с помощью наложения маски

Направление вектора градиента совпадает с направлением максимальной скорости изменения функции в точке

$$\nabla f = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}. \quad (8)$$

Определим угол между направлением вектора ∇f в точке (x, y) и осью OX :

$$\alpha(x, y) = \arctg\left(\frac{G_y}{G_x}\right). \quad (9)$$

Отсюда можно легко найти направление контура в точке (x, y) , перпендикулярном направлению вектора градиента в этой точке.

Данную процедуру проводим отдельно для двух матриц $[WX'_{i,j}]$ и $[WY'_{i,j}]$, а полученный контурный препарат складываем по схеме логического «ИЛИ» (см. блок 25, рис. 6).

Известно, что качество сегментации зависит во многом от вида изображения. Поэтому рекомендуемый выше метод Канны может дать отличные результаты для одного класса изображений, а для другого – плохие. В таком случае возникает необходимость в адаптации метода Канны для сегментации цветных изображений дефектов на панелях солнечных батарей. Поскольку неразрушающий контроль панелей должен осуществляться в реальном масштабе времени, возникает вторая актуальная задача, связанная с повышением производительности модернизированного алгоритма Канны, описанного выше.

Заключение. В статье выполнен анализ требований к камерам средств видеонаблюдения, дефектов фольгового материала солнечных панелей в процессе их тестирования. Описан метод и разработан алгоритм выделения контуров изображений при тестирования солнечных панелей, основанный на методе Канны для сегментации изображений дефектов серого цвета.

Упомянуто перспективное направление дальнейших исследований, связанных с адаптацией метода Канны для сегментации цветных изображений дефектов на панелях солнечных батарей.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Kurtz, S. Qualification Testing Versus Quantitative Reliability Testing of PV / S. Kurtz, K. Whitfield, N. Phillips, T. Sample, C. Monokroussos, E. Hsi, I. Repins, P. Hacke, D. Jordan, J. Wohlgemuth, P. Seidel, U. Jahn, M. Kempe, T. Tanahashi, Y. Chen, B. Jaeckel, M. Yamamichi // *Gaining Confidence in a Rapidly Changing Technology*: Preprint. United States, 2017. – 12 p.
2. Davis, K. O. Manufacturing metrology for c-Si module reliability and durability / K. O. Davis, M. P. Rodgers, G. Scardera, R. P. Brooker, H. Seigneur, N. Mohajeri, N. G. Dhare, J. Wohlgemuth, E. Schneller, N. Shiradkar, A. C. Rudack, W. V. Schoenfeld 85 // *Renewable and*

Sustainable Energy Reviews. – Vol. 59. – P. 225–252, June 2016. – Part II: Cell manufacturing NREL/JA-5J00-658.

3. Ez-Zahout, A. A framework for big data analytics in secure network of video surveillance systems based on images indexation / A. Ez-Zahout, J. Oubaha // *Proceedings of the 3rd International Conference of Cloud Computing Technologies and Applications (CloudTech)*, 2017. – P. 1–5.
4. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – Москва: Техносфера, 2005. – 1072 с.
5. Прэт, У. Цифровая обработка изображений: в 2-х книгах / Пер. с англ. Д. С. Лебедев. – М.: Мир, 1982. – Кн. 2. – 480 с.
6. Полякова, М. В. Морфологический метод контурной сегментации на основе репагулярного вейвлет-преобразования / М. В. Полякова, В. Н. Крылов // *Труды Одесского политехнического университета*. – 2006. – Вып. 1 (25). – С. 98–103.
7. Zahorodnia, D. Structural statistic method identifying facial images by contour characteristic points / D. Zahorodnia, Y. Pigovsky, P. Bykovyy, V. Krylov, I. Paliy, I. Dobrotvor // *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS'2015)*, September 24–26, Poland, Warsaw, 2015. – P. 293–297.
8. Zahorodnia, D. Canny-based method of image contour segmentation / D. Zahorodnia, Y. Pigovsky, P. Bykovyy // *International Journal of Computing*. – Vol. 15. – Issue 3. – P. 200–205, 2016. – Retrieved from <http://www.computingonline.net/computing/article/view/853>
9. Marr, P. Robust regression for computer vision: a review / P. Marr, M. Doron // *International Journal of Computer Vision*. – Vol. 6. – Issue 1. – 1991. – P. 59–70.
10. Ramadevi, Y. Segmentation and object recognition using edge detection techniques // *International Journal of Computer Science and Information Technology*. – Vol 2. – № 6. – 2010 – P. 153–161.
11. Senthikumaran, N. Edge detection techniques for image segmentation – a survey of soft computing approaches / N. Senthikumaran, R. Rajesh // *International Journal of Recent Trends in Engineering*. – Vol. 1. – № 2. – 2009. – P. 250–254.
12. Rosenfeld, A. Image segmentation and image models / A. Rosenfeld, L.S. Davis // *Proceedings of IEEE*. – Vol. 67. – Issue 5. – 1979. – P. 764–772.
13. Canny, J.E. A computational approach to edge detection / J. E. Canny // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – № 8. – 1986. – P. 679–698.
14. Krylov, V. The method of image contour segmentation based on wavelet transform and mathematical morphology / V. Krylov, M. Polyakova // *Proceedings of the International Conference on Modern Problems of Radioengineering, Telecommunications and Computer Science: TCSET'2006*. – Lviv, 2006. – P. 236–239.

Материал поступил в редакцию 21.02.2019

GRZESZCZYK KONRAD Images processing during the testing of solar panels

The article presents the modification of the Canny method for the contour segmentation of images. The peculiarity of the modified method and a corresponding developed algorithm is the use of wavelet functions for the allocation of co-structures when converting an image. That enabled to obtain a sequence of contours of the hierarchical object with the adjustable details. The proposed approach is aimed for detecting the contours of noise images defects at the foil material of solar panels.

УДК 681.3

Матюшкова Г. Л., Матюшков А. Л., Войцехович О. Ю.

АЛГОРИТМ ОТЫСКАНИЯ КРАТЧАЙШЕГО ПУТИ ОТ ЗАДАННОЙ ВЕРШИНЫ ГРАФА ДО ОСТАЛЬНЫХ

Введение. Многие исследователи мира только в последних двух столетиях разработали сотни алгоритмов поиска различных путей как между двумя заданными вершинами графа, так и одной или несколь-

кими и в десятках других вариантов в зависимости от конфигурации графа или класса графов, которые использовались за основу описания реального явления, что послужило почвой для разработки специ-

Войцехович Оксана Юрьевна, ст. преподаватель кафедры ИИТ Брестского государственного технического университета. Беларусь, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.

Физика, математика, информатика