

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ, СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ТА КЕРУВАННЯ

УДК 004.9

В.А. Емельянов, канд. техн. наук

Севастопольский институт банковского дела Университета
банковского дела Национального банка Украины, г.Севастополь,
АР Крым, e-mail: v.yemelyanov@gmail.com

МЕТОД ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ТЕПЛООВОГО КОНТРОЛЯ ФУТЕРОВАННЫХ ОБЪЕКТОВ

V.A. Yemelyanov, Cand. Sci. (Tech.)

Sevastopol Banking Institute of the Banking University of the
National Bank of Ukraine, Sevastopol, Crimea,
e-mail: v.yemelyanov@gmail.com

IMAGE PROCESSING METHOD FOR THERMAL CONTROL OF THE LINED OBJECTS

Цель. Создание метода обработки изображений термограмм футерованных объектов для определения мест прогара их футеровки и корпуса.

Методика. Для предварительной обработки изображений термограмм применен метод адаптивного преобразования локального контраста, а также фильтры Превитта, Собеля, Робертса и Canny. Использован аппарат нейронных сетей для распознавания термограмм.

Результаты. Описаны этапы метода обработки изображений теплового контроля футерованных объектов. Предложена и описана методика обработки изображений термограмм передвижных миксеров и чугуновозов. Предложен способ улучшения качества изображений термограмм за счет адаптивного преобразования локального контраста. Исследован подход к выделению информативных зон изображения термограмм методом фильтрации. Показаны сравнительные результаты фильтрации изображений термограмм для отделения зон прогара от фона. Разработан алгоритм векторизации изображений термограмм для выделения зон прогара на фильтрованном изображении. Обоснован выбор нейронных сетей для решения задачи распознавания изображений термограмм футерованных объектов. Показаны результаты обработки изображений термограмм передвижных миксеров и чугуновозов для определения их технического состояния.

Научная новизна. Впервые разработан метод обработки изображений теплового контроля футерованных объектов, основанный на совмещении аппарата нейронных сетей и классических методах обработки изображений, который позволяет проводить диагностику состояния футерованных объектов (определение зон прогара) для предотвращения выхода их из строя.

Практическая значимость. Практическое значение полученных результатов заключается в том, что научные положения данной работы позволяют осуществлять техническую диагностику футерованных объектов посредством определения их зон прогара футеровки и корпуса.

Ключевые слова: *обработка изображений, фильтрация, векторизация, термограмма, нейронные сети, футерованные объекты*

Введение. Современный этап развития промышленности характеризуется увеличением количества диагностических операций и технологий для контроля качества и технического состояния различных объектов промышленного производства, что, в свою очередь, требует разработки новых технических средств и информационных технологий. На металлургическом производстве такими объектами могут быть: передвижные миксеры, чугуновозы, сталеразливочные ковши и др. Они представляют собой отдельную группу объектов

диагностики, содержащих огнеупорный компонент – футеровку, предназначенную для защиты корпуса объектов от действия высоких температур, содержащихся в них жидких металлов (более 1000°C).

При эксплуатации таких объектов уделяется значительное внимание состоянию их футеровки, поскольку этот фактор может быть причиной их разрушения, что влечет большие материальные затраты. На практике в металлургическом производстве мониторинг и диагностика технического состояния перечисленных футерованных объектов реализуется с помощью квалифицированного персонала на основа-

нии его личного опыта, с использованием измерительных средств, которые характеризуются весьма значительной погрешностью измерения. Поэтому в указанной предметной области возникают задачи, связанные с повышением объективности и качества принятия решений при диагностике состояния футерованных объектов.

Постановка задачи. Особенностью диагностики представленных футерованных объектов является то, что изменение их технического состояния (футеровки) можно фиксировать при помощи теплового метода контроля [1] на основе анализа изображений термограмм этих объектов, полученных с помощью тепловизора.

Термограмма исследуемых футерованных объектов в двумерном пространстве обычно представляется в виде пятнообразного изображения со спектральным распределением цветов по интенсивности излучения. Таким образом, задача изучения состояния футерованного объекта на основе термограммы сводится к распознаванию динамической последовательности многоцветного пятнообразного изображения по конкретным признакам. Кроме того, поскольку термограммы разнородных исследуемых объектов могут иметь различный вид, возникает необходимость разработки интеллектуального метода с возможностью обучения различным видам тепловых дефектов футерованных объектов.

В настоящее время существуют различные системы диагностики и управления технологическим оборудованием и процессами [2,3]. Существующие системы обладают большим функциональным набором. Однако в этих комплексах существуют недостатки. Из анализа [2,4,5] можно сделать вывод о том, что существующие системы не обеспечивают диагностику рассматриваемых футерованных объектов. В системах отсутствует возможность оценки состояния футеровки. Кроме того, все существующие системы ориентированы на конкретное производство и их адаптация на другом предприятии требует значительных временных и денежных затрат.

Поэтому проведение научных исследований в области компьютеризации диагностики состояния футерованных объектов на основе анализа их термограмм является актуальным.

Разработка метода обработки термограмм футерованных объектов. Для определения зон прогара футерованных объектов предлагается использование теплового контроля с получением снимков термограммы исследуемых объектов.

В данной работе предлагается метод распознавания таких изображений термограмм для выявления зон прогара футеровки и корпуса.

Основные этапы предлагаемого метода приведены на IDEF0-диаграмме (рис. 1).

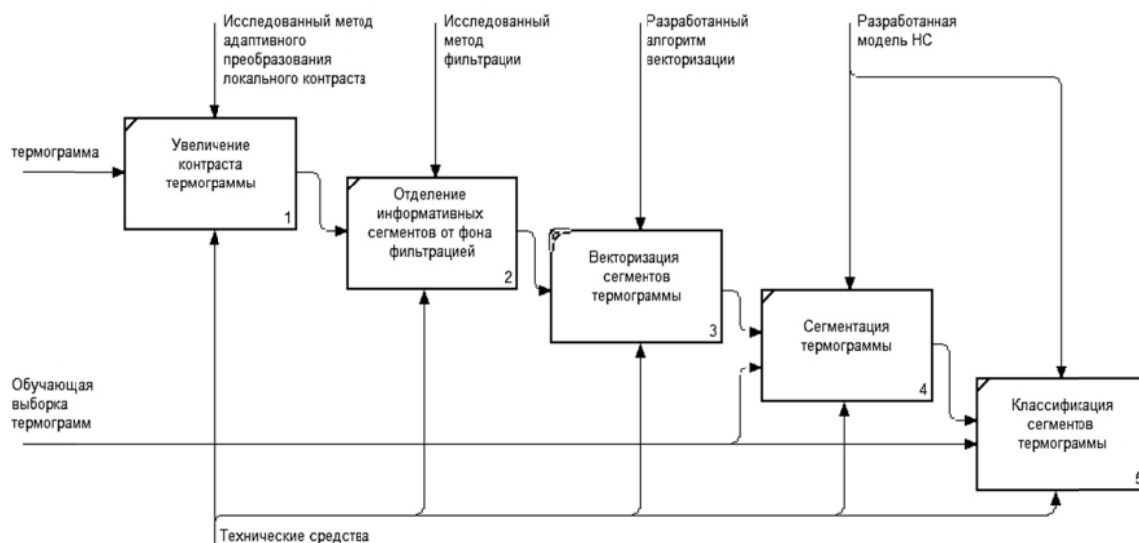


Рис. 1. Этапы метода обработки изображений теплового контроля футерованных объектов

1 Этап. Выполнение 1 этапа метода связано с тем, что часто на изображении термограмм присутствуют искажения в определенных локальных окрестностях, которые вызваны дифракцией света, расфокусировкой, запыленностью вокруг тепловизора. Это приводит к необходимости выполнения локальных преобразований для выделения информативных участков на изображении.

2 Этап. После улучшения качества изображения на втором этапе метода производится отделение информативных сегментов изображения от фона для выявления участков прогара футерованных объектов.

3 Этап. На данном этапе метода осуществляется векторизация выделенных сегментов, характеризующих потенциальные зоны прогара футеровки и корпуса, для их дальнейшего распознавания.

4 и 5 Этапы. На основе предложенной структуры нейронной сети производится сегментация зон прогара в скрытом слое и распознавание температурного диапазона зон прогара в выходном слое нейронной сети.

Рассмотрим данные этапы более детально применительно к термограмме передвижного миксера ПМ 350т.

Для задачи контрастирования предлагается использовать метод адаптивного преобразования локального

контраста [6]. Основная цель состоит в преобразовании изображений в более контрастный вид. Согласно данному методу, основными характеристиками локальной окрестности пикселя являются протяженность гистограммы, энтропия или среднеквадратическое отклонение яркости.

В данной работе для контрастирования термограммы в качестве характеристики локальной окрестности пикселя предлагается использование протяженности гистограммы H_S .

Для каждого элемента изображения $f(i, j)$ будем вычислять значение локального контраста $C(i, j)$ в текущей окрестности S с центром в элементе с координатами (i, j) . После этого вычислим локальную статистику для текущей скользящей окрестности S , используя функцию протяженности гистограммы

$$H_S = \frac{L_{max} - L_{min}}{H_{max}}, \quad (1)$$

где, L_{max} и L_{min} – соответственно, максимальное и минимальное значения яркостей элементов скользящей окрестности с центром в элементе с координатами (i, j) ; H_{max} – максимальное значение гистограммы уровней яркости элементов окрестности с центром в элементе с координатами (i, j) .

Далее произведем усиление локального контраста $C(i, j)$, употребляя для этого нелинейные функции и учитывая локальную статистику текущей скользящей окрестности S .

После этого, вычисляем степенное преобразование локального контраста, которое, благодаря использованию функции протяженности гистограммы скользящей окрестности, имеет адаптивный характер

$$C^*(i, j) = C(i, j)^{\alpha_{adapt}}, \quad (2)$$

где

$$\alpha_{adapt} = \alpha_{min} + (\alpha_{max} - \alpha_{min}) \frac{H_S - H_{Smin}}{H_{Smax} - H_{Smin}}, \quad (3)$$

H_{Smax} и H_{Smin} – соответственно, максимальное и минимальное значения функции протяженности гистограммы для окрестности.

Далее восстанавливается значение яркости изображения $f^*(i, j)$ с усиленным локальным контрастом.

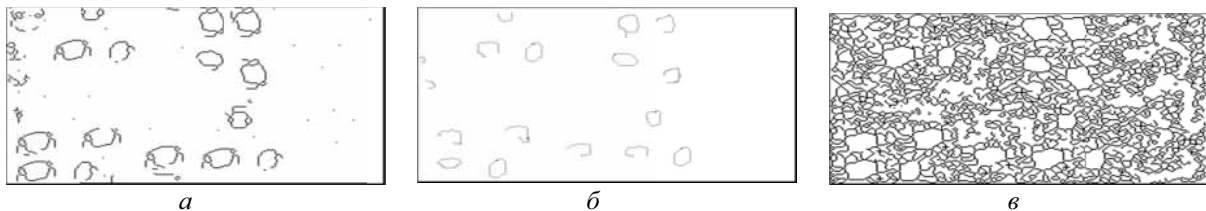


Рис. 3. Этапы метода обработки изображений теплового контроля футерованных объектов: а – фильтры Собеля/Превитта; б – фильтр Робертса; в – метод Канни

Из (1) следует, что фрагменты термограммы с постоянной яркостью имеют $H_S = 0$, т.к. $L_{max} \approx L_{min}$. Локальные контрасты таких участков изображения не усиливаются, поскольку это приведет к возникновению дополнительных искажений, обусловленных усилением шумовой составляющей изображения термограммы.

Фрагменты термограммы с равномерной гистограммой и максимально возможным диапазоном яркости имеют $H_S = 255$. Для такой окрестности будем считать, что она высококонтрастная и не нуждается в усилении контраста.

У фрагментов с бимодальной гистограммой H_S зависит от диапазона яркостей и соотношения числа пикселей в окрестности минимальной и максимальной яркостей.

Результат контрастирования термограммы приведен на рис. 2.

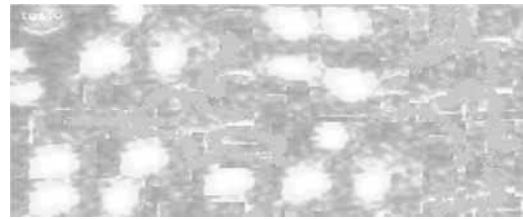


Рис. 2. Улучшенное изображение термограммы после контрастирования, пригодное для распознавания

Следующим этапом метода является отделение от фона информативных сегментов термограммы, которые свидетельствуют о возможном прогаре футеровки и корпуса объекта. Данную операцию предлагается проводить не за счет изменения контраста, а за счет применения методов фильтрации.

Применим следующие методы фильтрации: фильтры Превитта, Собеля, Робертса и метод Канни. Рассматриваемые фильтры выбраны для решения данной задачи в связи с их высокой эффективностью при решении задач выделения границ и контуров объектов на изображении [6,7]. Результаты фильтрации приведены на рис. 3.

Исходя из анализа полученных результатов, целесообразным является применение фильтров Собеля и Превитта для отделения информативных сегментов термограммы от фона.

При использовании алгоритмов поиска границ в качестве предобработки изображения (рассмотренных фильтров) могут появляться „потерянные“ точки на кривой, а также небольшие отклонения от идеальной формы прямой, круга или эллипса. Из-за этого группировка выделенных границ – является довольно сложной задачей, не используя дополнительные преобразования.

Для решения данной задачи предлагается алгоритм векторизации изображения термограммы (рис. 4), суть которого заключается в группировке выделенных границ в соответствующий им набор прямых.

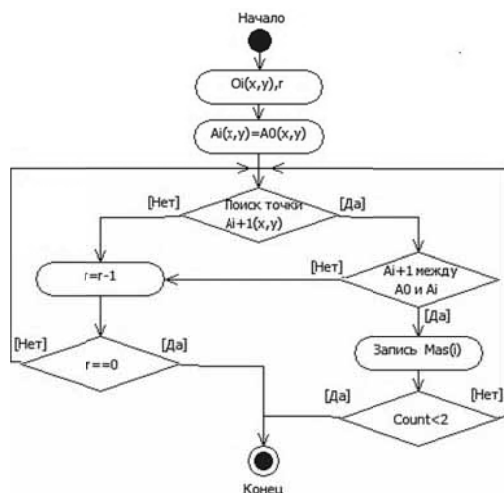


Рис. 4. Алгоритм векторизации изображения термограммы

Исходя из того, что координаты изображения x и y могут лежать на всем числовом диапазоне от $-\infty$ до $+\infty$, представим прямую в форме

$$r = x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta), \quad (4)$$

где r – величина вектора, который выходит из начала координат; θ – угол наклона между вектором и осью координат.

Предположим, что векторизируемое изображение термограммы будет представлено в виде функции $f(x, y)$, где значение фона определено как $f(x, y) = 0$, а анализируемый элемент – $f(x, y) = 1$. Введем еще одно допущение – каждый пиксель может содержать максимум 2 соседних элемента, т.е. рассматриваемые объекты представлены в виде замкнутых линий либо отрезков. Пусть все сегментированные элементы содержат, как минимум, 2 и больше пикселей, а остальные удаляются как шум.

Выделим отдельные объекты из изображения и запишем их в функцию $O_i(X, Y)$, где i – количество объектов с размерностью матрицы X и Y .

В качестве исходной позиции векторизации выберем произвольную точку $A_0(x, y)$ на объекте O_i , принадлежащую пространству $O_i(X, Y)$ и не равную 0. Для обнаружения следующей точки зададимся радиусом

поиска r , который будет описывать удаленность двух соседних точек друг от друга, а также положительным обходом (рис. 5).

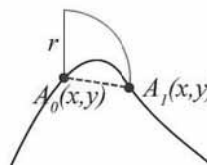


Рис. 5. Векторизация бинарного изображения. Поиск сегментов векторизации

В случае неуспешного поиска точки A_{i+1} (A_i в начальный момент выполнения алгоритма равна A_0), уменьшаем радиус поиска на единицу, до тех пор, пока функция не даст положительный результат. Если индекс перебора i больше единицы (найден как минимум два пикселя, принадлежащие прямой) и значение радиуса поиска $r=0$, выполнение алгоритма завершается.

Найденная точка A_{i+1} должна удовлетворять следующему условию – соседние пиксели точки лежат в диапазоне между A_0 и A_i . Если условие не выполняется (найденная точка лежит в пройденном диапазоне), происходит уменьшение радиуса поиска и алгоритм начинается выполнение с функции (1). Успешно найденная точка записывается в структуру $Mas(i)$, которая содержит данные о следующей точке.

Если значение $A_{i+1}=A_0$, то отрезок является замкнутым. Поскольку найдены все сегменты, принадлежащие данному объекту, – завершаем работу алгоритма.

Следующим шагом осуществляем проверку A_{i+1} на наличие соседей. Если точка содержит одного соседа, значит она является конечной и рассматриваемый отрезок является не замкнутым. Завершаем выполнение алгоритма. В случае обнаружения двух соседних точек, устанавливаем $A_i=A_{i+1}$ и переходим к выполнению функции.

В качестве выходного значения получаем вектор $Mas(i)$. Каждый элемент структуры имеет данные об относительном положении точки и указатель на следующий элемент. В случае, если кривая является замкнутой, последний элемент указывает на первый.

Выполнение векторизации дает возможность связать разрозненные части одного элемента, а также уменьшить количество данных для выполнения дальнейшего анализа. Результат векторизации приведен на рис. 6.

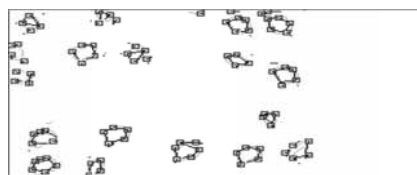


Рис. 6. Результат векторизации термограммы

После определения базовых точек и векторизации определяются значения, характеризующие сегменты

ізображення термограми футерованного об'єкта. Елементи сегмента формуються по методикі, розробленій автором в роботі [8] при допомозі гіпотенуз трикутників, які формуються посредством перпендикулярів, опущених із двох сусідніх базових точок. Значення синуса і косинуса елементів сегмента ($\sin(A)$, $\cos(A)$) подаються на вхід нейронної мережі для навчання. Також входним параметром є градієнт Превитта (G_p), який визначає значення контрастності.

Після цього виконується нейросетевий обробка отриманих входних значень з сегментацією зображення в прихованому шарі нейронної мережі.

Для рішення поставленої задачі пропонується використання багаторівневої нейронної мережі, яка має вхідний шар, прихований шар і вихідний шар нейронів.

Кількість нейронів у вхідному шарі визначається множенням на 3 кількість базових точок в вибірці зображень (оскільки точка характеризується 3 параметрами: \sin , \cos , G_p). Розмір прихованого шару залежить від кількості сегментів для обробки, що характеризують зони прогара. Розмір вихідного шару визначається кількістю температурних діапазонів корпусу футерованного об'єкта – 10 діапазонів.

Структура нейронної мережі для розпізнавання зон прогара на термограмі футерованного об'єкта наведена на рис. 7.

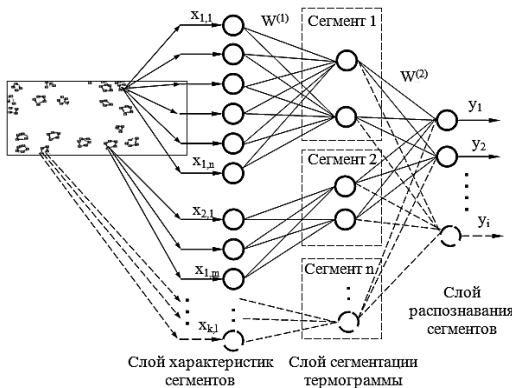


Рис. 7. Структура нейронної мережі для сегментації та розпізнавання термограми

Для навчання нейронної мережі був вибраний алгоритм зворотного розповсюдження помилки (backpropagation) з

сигмоїдальною активаційною функцією, яка диференційована на всьому участку [9]. Для вимірювання якості розпізнавання проводилося обчислення середньоквадратичної помилки.

Навчання нейронної мережі здійснювалося на основі еталонних зображень термограм, отриманих експериментальним шляхом в ПАО „Алчевський металургічний комбінат“. Навчальна вибірка складала 1200 зображень термограм, при цьому, із них 600 „хороших“ і 600 „плхих“. Під „хорошими“ розуміються зображення еталонних мікроструктур металів, а під „плхими“ – приклади істотно зашумованих зображень еталонів, що, як наслідок, веде до неправильному розпізнаванню (класифікації) зображення нейронної мережі. Таким чином, нейронна мережа навчалася невірному розпізнаванню, т.е. реагуванню на некоректні зображення. Як контрольну та тестову вибірку використовувалося для кожної вибірки по 640 зображень термограм передвижних миксерів ПМ 350т. і чугуновозів, використовуваних на Алчевському металургічному комбінаті.

Графіки зміни значень помилок навчання та розпізнавання даної нейронної мережі представлені на рис. 8.

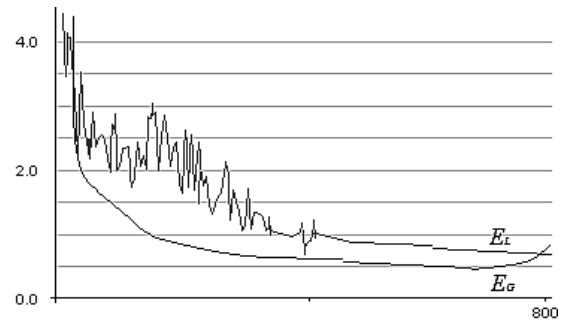


Рис. 8. Графік зміни залежності помилок навчання E_L та помилок розпізнавання E_G від кількості епох навчання

В результаті на основі графіків змін помилок визначено оптимальну кількість епох навчання, яка склала 660 епох для даної структури нейронної мережі. При цьому середньоквадратична помилка склала $E = 0,411$. Результати функціонування створених нейронних мереж наведені в таблиці.

Таблиця

Результати обробки термограм футерованих об'єктів

Футерований об'єкт	Структура нейронної мережі	Помилка розпізнавання	Оптимальне кількість епох навчання	Загальна кількість аналізованих термограм	Кількість правильно розпізнаних термограм	Статистична достовірність
Передвижний миксер ПМ 350т	90-10-10	0,411	660	400	386	96,5%
Чугуновоз	75-5-10	0,216	600	240	229	95,4%

Критерієм оцінки достовірності розпізнавання термограм є статистична достовірність. Для оцінки статистичної достовірності була про-

ведена серія експериментів, що дозволило визначити кількісний показник достовірності за формулою

$$D = \frac{N}{N_{\Sigma}} \quad , \quad (5)$$

где N, N_{Σ} – количество корректно распознанных изображений и общее количество соответственно.

Предложенные технические решения использованы для анализа термограмм передвижных миксеров и чугуновозов, которые используются при перевозке жидкого чугуна на Алчевском металлургическом комбинате. Используемые решения позволили определять информацию о распределении температур по поверхности передвижных миксеров и чугуновозов, а также определять зоны локальных перегревов, что позволило спрогнозировать возможные разрушения футерованных объектов.

Выводы. Таким образом, впервые разработан метод обработки изображений теплового контроля, который за счет интеллектуальной сегментации и распознавания термограмм позволяет определять места возможного прогара футерованных объектов для предотвращения выхода их из строя.

Список литературы / References

1. Živčák, J., Hudák, R., Madarász, L. and Rudas, I.J. (2013), *Methodology, Models and Algorithms in Thermographic Diagnostics*, Springer.
2. Gerasimos, R. (2010), *Intelligent Industrial Systems: Modeling, Automation and Adaptive Behavior*, Industrial Systems Institute & National Technical University of Athens, Greece.
3. Czichos, H. (2013), *Handbook of Technical Diagnostics*, Springer.
4. Головки В. Мониторить „здоровье“ футеровки конвертеров будут лазерные сканеры. / В. Головки // *Металлург.* – 2011. – № 34. – С. 2–3.
5. Golovko, V. (2011), “Laser scanners will monitor the “health” of converter lining”, *Metallurg*, Vol. 34, pp. 2–3.
6. Модернизация и комплексное оснащение современным оборудованием предприятий металлургии / Г.С. Суков, Ю.Н. Белобров, Н.Н. Попов, В.А. Держинский // *Металлургия: Тенденции развития.* – 2008. – № 3. – С. 4–7.
7. Sukov, G.S., Belobrov, Iu.N., Popov, N.N. and Dzerzhinskii, V.A. (2008), “Modernization and integrated by modern equipment in metallurgy”, *Metallurgiya: Tendentsyi Razvitiya*, Vol. 3, pp. 4–7.
8. Petrou, M. (2010), *Image Processing: The Fundamentals*, Wiley.
9. Gonzalez, R.S. and Woods, R.E. (2002), *Digital Image Processing*, Prentice, USA.
10. Емельянов В.А. Моделирование нейронных сетей распознавания металлографических изображений для диагностики состояния сталей / В.А. Емельянов // *Электротехнические и компьютерные системы* – 2013. – № 12(88) – С. 125–131.
11. Yemelyanov, V.A. (2013), “Neural networks modeling for metallographic image recognition to diagnose steels condition”, *Electrotekhnicheskiye i Kompyuternye Sistemy*, Vol. 12(88), pp. 125–131.

9. Haykin, S. (2008), *Neural Networks and Learning Machines*, (3rd Edition), Prentice Hall.

Мета. Створення методу обробки зображень термограм футерованих об'єктів для визначення місць прогару їх футерування та корпусу.

Методика. Для попередньої обробки зображень термограм застосовано метод адаптивного перетворення локального контрасту, а також фільтри Превітта, Собеля, Робертса та Снью. Використано апарат нейронних мереж для розпізнавання термограм.

Результати. Описані етапи методу обробки зображень теплового контролю футерованих об'єктів. Запропонована та описана методика обробки зображень термограм рухомих миксерів та чугуновозів. Запропоновано спосіб підвищення якості зображень термограм за рахунок адаптивного перетворення локального контрасту. Досліджено підхід до виділення інформативних зон зображення термограм методом фільтрації. Показані порівняльні результати фільтрації зображень термограм для відділення зон прогару від фону. Розроблено алгоритм векторизації зображень термограм для виділення зон прогару на фільтрованому зображенні. Обґрунтовано вибір нейронних мереж для вирішення задачі розпізнавання зображень термограм футерованих об'єктів. Показані результати обробки зображень термограм рухомих миксерів та чугуновозів для визначення їх технічного стану.

Наукова новизна. Уперше розроблено метод обробки зображень теплового контролю футерованих об'єктів, заснований на поєднанні апарату нейронних мереж і класичних методів обробки зображень, що дозволяє проводити діагностику стану футерованих об'єктів (визначення зон прогару) для запобігання виходу їх з ладу.

Практична значимість. Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що наукові положення даної роботи дозволяють здійснювати технічну діагностику футерованих об'єктів за допомогою визначення їх зон прогару футеровки та корпусу.

Ключові слова: обробка зображень, фільтрація, векторизація, термограма, нейронні мережі, футеровані об'єкти

Purpose. To develop the thermograms processing method of the lining objects to determine their lining burn-out locations.

Methodology. The method of converting a local adaptive contrast and filters of Prewitt, Sobel, Roberts, and Canny for preprocessing thermogram images have been applied. The neural network for thermogram recognition has been used.

Findings. The main stages of the image processing method for lining objects thermal control have been described. The thermogram image processing technique of the moved mixers and wagons with liquid iron has been proposed and described. The approach for improving the thermal images quality by adaptive transform local contrast has been proposed. The approach to identification of the thermogram informative areas by filtration has been studied. The comparative results of thermogram image filtering to

separate the burnout areas from the image background have been shown. The algorithm for vectorizing the thermogram images to highlight burnout areas on the filtered image has been developed. The neural networks choice to solve the problem for thermogram image recognition of the lining objects has been substantiated. The thermogram image processing results of the moved mixers and wagon with liquid iron to determine their technical condition have been described.

Originality. The thermogram image processing method of the lining objects for thermal control which based on a combination of the neural networks and classical image pro-

cessing methods and which allows diagnosing the lining objects condition (determining burnout areas) has been developed.

Practical value. The practical value of these results is that the provisions of this scientific work allowed carrying out technical diagnostics of the lining objects by determining their lining burnout areas.

Keywords: *image processing, filtering, vectorization, thermogram, neural networks, lining objects*

Рекомендовано до публікації докт. техн. наук А.І. Песчанським. Дата надходження рукопису 04.12.13.

УДК 681.2.083

**В.Я. Копп, д-р техн. наук, проф.,
А.И. Балакин, канд. техн. наук,
М.В. Замоленов, канд. техн. наук**

Севастопольский национальный технический университет,
г.Севастополь, АР Крым, e-mail: lehaba@rambler.ru

АНАЛИЗ ПРИМЕНИМОСТИ УСЕЧЕННОГО НОРМАЛЬНОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ПРИ ВЫБОРЕ ОПТИМАЛЬНОГО ЧИСЛА МНОГОКРАТНЫХ ИЗМЕРЕНИЙ

**V.Ya Kopp, Dr. Sci. (Tech.), Prof.,
A.I. Balakin, Cand. Sci. (Tech.),
M.V. Zamoryonov, Cand. Sci. (Tech.)**

Sevastopol National Technical University, Sevastopol, Crimea,
e-mail: lehaba@rambler.ru

ANALYSIS OF THE TRUNCATED NORMAL DISTRIBUTION APPLICABILITY FOR SELECTION OF THE MULTIPLE MEASUREMENTS OPTIMAL NUMBER

Цель. Обеспечение точности контрольно-измерительных операций в машиностроении путем оценки погрешности при использовании усеченного нормального распределения для определения оптимального числа многократных измерений.

Методика. На основании использования принципа максимума энтропии и вариационного исчисления получено аналитическое выражение для вида плотности распределения случайной величины, сосредоточенной на конечном интервале при условии, что на границах интервала значения плотности равны нулю. Полученный вид плотности в дальнейшем использовался для оценки погрешности, вносимой применением усеченного нормального распределения. При определении числа многократных измерений используется итерационная процедура.

Результаты. Проведенные исследования доказали возможность применимости усеченного нормального распределения для оценки числа многократных измерений. Расхождение результатов оценки требуемого числа измерений при использовании усеченного нормального распределения и арбитражного закона, полученного на основе исследований, составило меньше 0,5%.

Научная новизна. Сформулирована и доказана теорема, позволяющая определить вид плотности распределения, обеспечивающий максимум энтропии суммы двух случайных величин, сосредоточенных на конечных интервалах, при заданной суммарной дисперсии.

Практическая значимость. Показана возможность использования усеченного нормального распределения, что значительно упрощает обработку результатов многократных измерений.

Ключевые слова: *многократные измерения, максимум энтропии, плотность распределения, погрешность средства измерительной техники, граничные оценки*

Постановка проблемы. Проблема повышения качества продукции в машино- и приборостроении невозможна без обеспечения точности контрольно-измерительных операций, имеющих особое значение

при изготовлении прецизионных деталей, так как ошибки при разбраковке могут привести к отказу механизмов, содержащих данные изделия.

Следует заметить, что возможности измерительных приборов, нашедших наиболее широкое распространение в технике, практически исчерпаны. Поэтому воз-