

УДК 004.9

В.А. Емельянов, Н.Ю. Емельянова

Севастопольский институт банковского дела УБС НБУ, Украина

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ТЕРМОГРАММ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОНТУРНОГО АНАЛИЗА

Разработан метод распознавания изображений термограмм с использованием контурного анализа. Описан механизм предварительной обработки изображения термограмм на основе контурного анализа ее элементов. Приведена архитектура нейронной сети для распознавания термограмм. Показано применение разработанного метода для анализа изображений термограмм миксеров, которое показало высокую степень достоверности распознавания.

Ключевые слова: тепловидение, распознавание изображений, термограмма, контурный анализ, нейронная сеть.

Введение

Тепловидение играет важную роль при поиске неисправностей в работе коммерческих и промышленных систем. При ненормальном состоянии или поведении оборудования зачастую возникают вопросы о его состоянии. Очевидными признаками могут быть значительные вибрации, звуки или показания температуры. Тепловидение является эффективным, поскольку отказы оборудования часто имеют характерные распознаваемые тепловые сигнатуры. Тепловые отклонения указывают на ненормальное или подозрительное состояние оборудования. Поскольку тепловизионная диагностика (термография) представляет собой распознавание технических состояний объекта по параметрам теплового поля исследуемого объекта, естественным является применение аппарата распознавания образов.

Постановка задачи. Термограмма исследуемого объекта в двумерном пространстве обычно представляется в виде пятнообразного изображения со спектральным распределением цветов по интенсивности излучения. Таким образом, задача изучения состояния 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.

Разработка метода распознавания изображений термограмм

Начальным этапом распознавания является формализация задачи и построение минимального исходного вектора, содержащего всю необходимую информацию об объекте распознавания.

Пусть $f(n, m)$ и $g(n, m)$ – значения яркости исходного и получаемого после обработки изображений соответственно в точке кадра, имеющей декартовы координаты n (номер столбца) и m (номер строки). Поэлементная обработка означает, что существует однозначная функциональная зависимость между этими яркостями $g(n, m) = \varphi(f(n, m))$, позволяющая по значению исходного сигнала определить значение выходного сигнала.

То есть она характеризуется тем, что каждый элемент входного изображения математически преобразуется в новое значение элемента выходного изображения, независимо от значений других элементов входного изображения.

Изображение, которое поступает на вход функции обработки, можно представить в виде функции $f_{RGB}(x, y, z)$, где x и y – размеры изображения, а z – количество цветов (принимает значение 3 – Red, Green, Blue цвета). Каждый элемент функции может принимать значение в диапазоне от 0 до 256. Преобразуем изображение в серый вид, усреднив значения каждого цветового канала.

$$f_{\text{Gray}}(x, y) = \sum_{z=3}^3 \frac{f_{\text{RGB}}(x, y, z)}{z}. \quad (1)$$

После преобразования производится бинаризация изображения. Для бинаризации использован известный метод Отса [1] (определение оптимального порога). Метод используется для выполнения пороговой бинаризации изображений и предполагает наличие в изображении двух классов пикселей (фоновые и нефоновые), после чего ищет оптимальный порог, разделяющий эти 2 класса.

Выбор данного метода обусловлен тем, что метод Отса является наиболее эффективным из методов глобальной бинаризации [1]. Метод использует гистограмму распределения значений яркости пикселей растрового изображения. Строится гисто-

грамма по значениям:

$$p_i = \frac{n_i}{N}, \quad (2)$$

где N – это общее количество пикселей на изображении; n_i – это количество пикселей с уровнем яркости i .

Диапазон яркостей делится на два класса с помощью порогового значения уровня яркости t , где t – целое значение от 0 до L (L – max значение яркости).

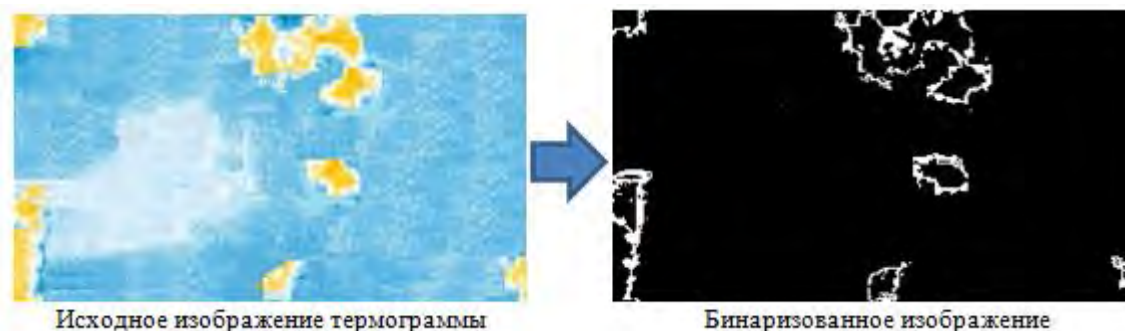


Рис. 1. Результат бинаризации изображения термограммы

После бинаризации необходимо определить информативные признаки изображения, которые позволят характеризовать как отдельные участки, так и изображение термограммы в целом.

Как известно [2 – 4], с точки зрения распознавания и анализа объектов на изображении наиболее информативными являются не значения яркостей объектов, а характеристики их границ – контуров. Другими словами, основная информация заключена не в яркости отдельных областей, а в их очертаниях. Таким образом, задача выделения контуров состоит в построении изображения именно границ объектов и очертаний однородных областей.

При использовании алгоритмов поиска границ в качестве предобработки изображения 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. Задача векторизации бинарного изображения заключается в группировке выделенных границ в соответствующий им набор прямых.

В простейшем виде, любую прямую на плоскости можно представить в виде функции:

$$y = kx + b, \quad (3)$$

где x, y – координаты на прямой;

k – коэффициент наклона;

b – точки пересечения.

Однако, существенным недостатком данного выражения является то, что координаты x и y могут лежать на всем числовом диапазоне от $-\infty$ до $+\infty$. Исходя из этого, удобнее представить прямую в

Суть алгоритма состоит в следующем. Выделяется ряд подклассов (у нас их будет 256 – по количеству оттенков серого), которые разделяются на два класса. Порог будет определять границу двух классов и те оттенки, что будут ниже заданного порога, выставляются в 0, а остальные в 1.

Результат бинаризации полученного изображения термограммы миксера при помощи данного алгоритма приведен на рис. 1:

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.

Реализуем алгоритм, позволяющий преобразовать бинарное изображение в векторное представление. Предположим, что векторизируемое бинарное изображение 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.

Также будем считать, что все сегментированные элементы содержат как минимум 2 и больше пикселей. Остальные отсеиваем как шум.

Предварительно произведем сегментацию исходного изображения, из которого выделим отдельные объекты и запишем их в функцию $O_N(X, Y)$, где N – 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 – величиной, описывающей удаленность двух соседних точек друг от друга, и положительным обходом (рис. 2):

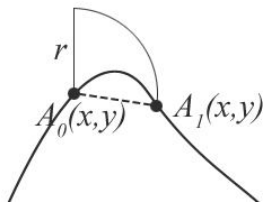


Рис. 2. Векторизация бинарного изображения (поиск сегментов векторизации)

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 (найденно как минимум два пикселя, принадлежащие прямой) и значение радиуса поиска $r=0$, выполнение программы завершаем.

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 начинает выполнение с функции (1). Успешно найденная точка записывается в структуру $Mas(i)$, которая содержит данные о следующей точке, а также значения смещения относительно предыдущей dx и dy .

Если же значение $A_{i+1} = A_0$, 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 $Mas(N)$, структурное изображение которого приведено на рис. 3.

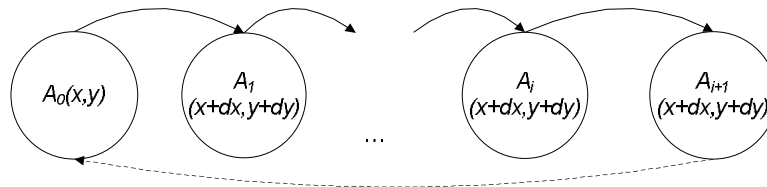


Рис. 3. Структурное изображение векторного представления объекта

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 (пунктирная линия на рис. 3). Выполнение векторизации дает возможность связать разрозненные части одного элемента, а также уменьшить количество данных для выполнения дальнейшего анализа. Работа алгоритма векторизации приведена на рис. 4.



Рис. 4. Результат работы алгоритма векторизации. Радиус поиска от меньшего к большему

Результат предварительной обработки (векторизации) приведен на рис. 5:

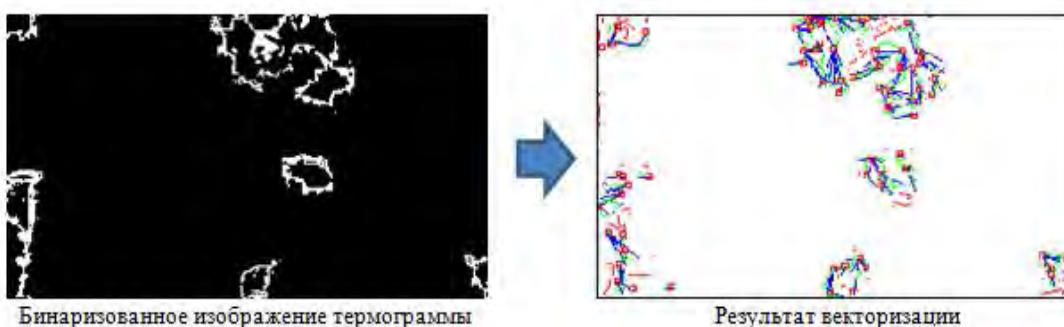


Рис. 5. Результат предварительной обработки изображения термограммы

После определения базовых точек и векторизации определяются значения, характеризующие сегменты изображения термограммы миксеров.

Элементы сегмента формируются при помощи

гипотенуз треугольников, которые формируются посредством перпендикуляров, опущенных из двух соседних базовых точек, как проиллюстрировано на рис. 6.

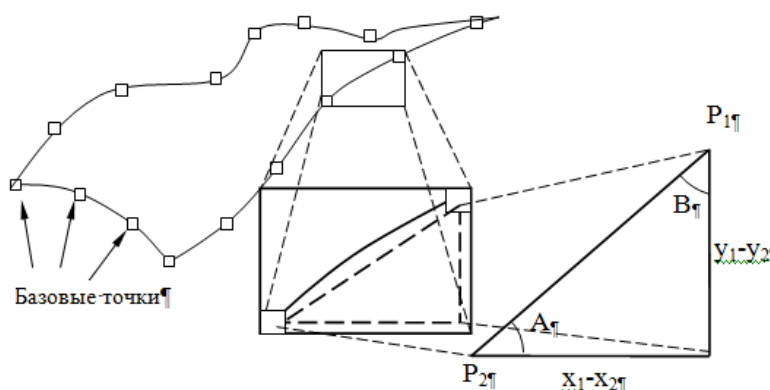


Рис. 6. Сегмент анализируемого изображения термограммы

Описывается проиллюстрированный сегмент множеством значений:

$$p = \{G_p, \sin(A), \cos(A)\}, p \in P. \quad (5)$$

Значения синуса и косинуса элементов сегмента $(\sin(A), \cos(A))$ подаются на вход нейронной сети для обучения. Также входным параметром является градиент Превитта (G_p), который определяет значение контрастности данной точки по формуле:

$$G_p = \sqrt{X^2 + Y^2}; \quad (6)$$

$$X = -1 \cdot a_1 + 1 \cdot a_3 - 1 \cdot a_4 + 1 \cdot a_6 - 1 \cdot a_7 + 1 \cdot a_9; \quad (7)$$

$$Y = 1 \cdot a_1 + 1 \cdot a_2 + 1 \cdot a_3 - 1 \cdot a_7 - 1 \cdot a_8 - 1 \cdot a_9, \quad (8)$$

где $a_1 \dots a_9$ – показывают уровень серого цвета каждого пикселя при разбиении изображения на матрицы размером 3×3 :

$$A = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ a_7 & a_8 & a_9 \end{pmatrix}. \quad (9)$$

Для решения какой-либо задачи с применением искусственной нейронной сети необходимо спроектировать

структуру сети, адекватную поставленной задаче. Эта задача предполагает выбор количества слоев сети и нейронов в каждом слое.

Нейронная сеть для решения поставленной задачи представляет собой многослойный персептрон и имеет входной слой, скрытый слой и выходной слой нейронов. Количество нейронов во входном слое вычисляется умножением на 3 количества базовых точек в выборке изображений (поскольку точка характеризуется 3 параметрами: косинус, синус, яркость). Величина скрытого слоя вычисляется делением на 3 количества входного слоя, поскольку в скрытом слое производится сегментация изображения на основе базовых точек сегментов, т.е. для каждой точки сегмента вычисляется характеризующее её аппроксимируемое значение на основе параметров базовых точек.

Размер выходного слоя равен 1 нейрону, который будет проводить идентификацию подаваемого на вход изображения участка термограммы.

Структура нейронной сети приведена на рис. 7.

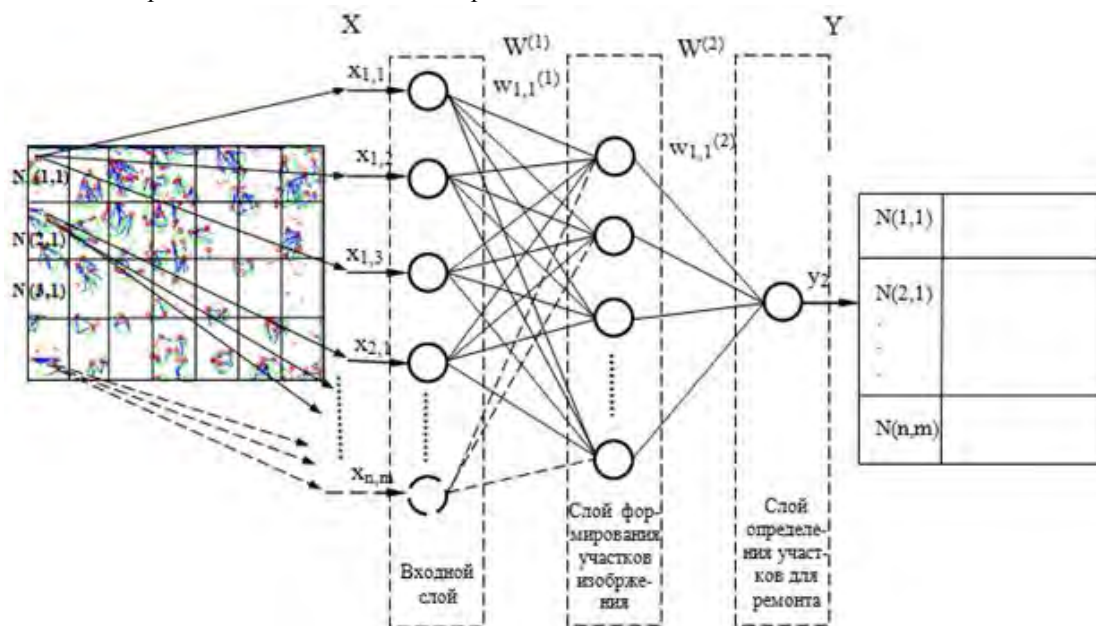


Рис. 7. Модель нейронной сети обработки изображения термограммы

После выбора структуры нейронной сети необходимо ее обучить. Как известно [5, 6], чтобы обучить нейронную сеть, необходимо подправлять веса каждого элемента так, чтобы уменьшалось значение ошибки – расхождение между действительным и желаемым выходом. Для этого необходимо, чтобы нейронная сеть вычисляла производную от ошибки по весам. Для решения был выбран алгоритм обратного распространения ошибки (backpropagation) [6].

Перед началом обучения всем весам были присвоены небольшие начальные значения, выбранные случайным образом. Для алгоритма обратного распространения необходимо, чтобы активационная функция была дифференцируема на всем участке. Известно, что сигмоидальная функция (формула 10) удовлетворяет этому требованию

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-x_j}} \quad (10)$$

Процесс распознавания заключается в том, что на входы обученной нейронной сети подаётся изображение термограммы, подлежащее распознаванию. Затем значения входного вектора проходят обученные внутренние слои нейросети, и на выходах нейросети формируется выходной вектор, значения которого анализируются и в соответствии с заданными правилами позволяют отнести данное изображение определённому классу дефекта исследуемого объекта.

Для измерения качества распознавания производилось вычисление среднеквадратической ошибки по формуле:

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - u(k_i))^2, \quad (11)$$

где E – ошибка распознавания;

y_i – значение i -го выхода сети при распознавании изображения;

$u(k_i)$ – значение i -го эталонного выхода сети, которое соответствует к классу изображения.

Распознавание входных векторов изображения термограммы с помощью нейронных сетей придает разработанному методу свойство обучаемости. Т.е. при заданной обучающей выборке изображений термограмм становится возможным адаптировать предложенный метод для любого объекта, исследуемого с помощью тепловизионного контроля.

Предложенные технические решения использованы для анализа термограмм передвижных миксеров, которые используются при перевозке жидкого чугуна на металлургических предприятиях [7, 8].

Использованные решения позволили определять информацию о распределении температур по поверхности миксера, определять зоны локальных перегревов, что позволило спрогнозировать возможные разрушения миксеров, а также определять динамику развития дефектов футеровки миксеров.

Критерием оценки достоверности распознавания использована статистическая достоверность. Для оценки статистической достоверности была проведена серия экспериментов, что позволило определить количественный показатель достоверности:

$$D = \frac{N}{N_{\Sigma}}, \quad (12)$$

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

Таким образом, использование предложенного интеллектуального метода позволило получить статистическую достоверность 0,98.

Выводы

На основании вышеизложенного можно сделать выводы:

1. Разработан интеллектуальный метод распознавания изображений термограмм, который основывается на контурном анализе и распознавании изображения нейронной сетью, что позволило методу придать свойство обучаемости для адаптации метода к решению тепловизионных задач разного рода.

2. Применимость метода проверена на основе анализа изображений термограмм передвижных миксеров при перевозке жидкого чугуна. В результате применения разработанного метода был достигнут показатель достоверности 0,98.

Список литературы

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений [Электронный ресурс] / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – Режим доступа к ресурсу: http://www.dsp.mirahost.ru/book_gonsales.htm.
2. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. – 368 с.
3. Павлидис Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений: Пер. с англ. / Т. Павлидис. – М.: Радио и связь, 1986. – 400 с.
4. Ту Дж. Принципы распознавания образов: Пер. с англ. / Дж. Ту, Р. Гонсалес. – М.: Мир, 1978. – 410 с.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки изображений: Пер. с польского И.Д. Рудинского / С. Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
6. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика: Пер. с англ. Ю.А. Зуев, В.А. Точенов / Ф. Уоссермен. – М.: Мир, 1992. – 185 с.
7. Емельянова Н.Ю. Метод автоматизированной оценки технического состояния передвижного миксера / Н.Ю. Емельянова // Системи обробки інформації: сб. науч. тр. – Х.: ХУ ПС, 2011. – Вип.8(98). – С.67-70.
8. Емельянова Н.Ю. Информационная модель системы мониторинга процесса транспортировки жидкого чугуна / Н.Ю. Емельянова, В.А. Емельянов // Системи обробки інформації: сб. науч. тр. – Х.: ХУ ПС, 2012. – Вип. 2(100). – С. 37-41.

Поступила в редколлегию 30.09.2013

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Х.В. Раковский, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.

**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ТЕРМОГРАМ
З ВИКОРИСТАННЯМ КОНТУРНОГО АНАЛІЗУ**

В.О. Ємельянов, Н.Ю. Ємельянова

Розроблено метод розпізнавання зображень термограм з використанням контурного аналізу. Описано механізм попередньої обробки зображення термограм на основі контурного аналізу його елементів. Наведено архітектуру нейронної мережі для розпізнавання термограм. Показано застосування розробленого методу для аналізу зображень термограм міксерів, яке показало високий ступінь достовірності розпізнавання.

Ключові слова: тепловачення, розпізнавання зображень, термограма, контурний аналіз, нейронна мережа.

INTELLIGENT THERMOGRAM IMAGE RECOGNITION METHOD USING CONTOUR ANALYSIS

V.A. Iemelianov, N.Yu. Iemelianova

The method for image recognition using infrared images of contour analysis is developed. A mechanism of image pre-processing thermal images based on contour analysis of its elements is described. The architecture of the neural network to recognize the thermogram is shown. The usage of developed method for image analysis thermogram of mixers is described, which showed a high degree of recognition reliability.

Keywords: thermovision, image recognition, thermogram, contour analysis, neural network.