

**МЕТОДИКА ВЫБОРА ПАРАМЕТРОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЕФЕКТОВ
И ОРГАНИЗАЦИЯ ЭКСПЕРТНОЙ ПОДСИСТЕМЫ
ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ ВНЕШНЕГО
ВИДА КЕРАМИЧЕСКИХ ИЗДЕЛИЙ**

Гетьман И. А.

Разработана эффективная методика выбора параметров изображений дефектов внешнего вида керамических облицовочных плиток на основании вероятностной и энтропийной оценок информативности для их последующего использования в качестве независимых переменных в алгоритмическом обеспечении экспертных подсистем. Множество параметров, которые могут быть использованы для распознавания изображений областей дефектов, классифицировано по оцениваемым с их помощью свойствам фрагментов изображений. Разработана экспертная подсистема на основе нейронно-нечеткой сети для распознавания изображений дефектов внешнего вида керамических изделий. Экспериментально подтверждена информативность параметров, чьи оценки использовались в качестве входных данных экспертной подсистемы.

Розроблено ефективну методику вибору параметрів зображень дефектів зовнішнього вигляду керамічних облицовальних плиток на підставі ймовірнісної й ентропійної оцінок інформативності для їхнього наступного використання в якості незалежних змінних в алгоритмічному забезпеченні експертних підсистем. Множина параметрів, які можуть бути використані для розпізнавання зображень областей дефектів, класифіковано по оцінюваним з їхньою допомогою властивостям фрагментів зображень. Розроблено експертну підсистему на основі нейронно-нечіткої мережі для розпізнавання зображень дефектів зовнішнього вигляду керамічних виробів. Експериментально підтверджена інформативність параметрів, чий оцінки використовувалися в якості вхідних даних експертної підсистеми.

An effective method of selecting image parameters defects appearance of ceramic tiles on the basis of probability and entropy estimates informative for subsequent use as independent variables in the algorithmic software expert subsystems. The set of parameters that can be used to detect defects of images is classified on estimated their properties. Developed expert subsystem based on neural-fuzzy networks for pattern recognition of defects ceramic tiles appearance. Experimentally confirmed the informativeness of images parameters, whose evaluation used as input to the expert subsystem.

Гетьман И. А.

ст. преп. каф. ПМ ДГМА
irina_getjman@ukr.net

ДГМА – Донбасская государственная машиностроительная академия, г. Краматорск.

УДК 004.932.72'1:004.852

Гетьман И. А.

МЕТОДИКА ВЫБОРА ПАРАМЕТРОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЕФЕКТОВ И ОРГАНИЗАЦИЯ ЭКСПЕРТНОЙ ПОДСИСТЕМЫ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ ВНЕШНЕГО ВИДА КЕРАМИЧЕСКИХ ИЗДЕЛИЙ

Современные средства для контроля внешнего вида керамических изделий, в частности, облицовочных глазурованных плиток, организованы на основе фотоэлектрического метода [1]. В ходе его реализации выполняется захват изображения изделия, которое располагается на рабочем месте специалиста по техническому контролю или непосредственно на конвейере. С помощью цифровой видеокамеры с чувствительным элементом в виде матрицы приборов с зарядовой связью (ПЗС) массив отсчетов, полученный в результате дискретизации и квантования видеосигнала, вводится в память информационно-измерительной системы (ИИС). С помощью мощных вычислительных ресурсов микропроцессорных средств, интегрированных в состав ИИС, реализуется сложная алгоритмическая обработка изображений изделий в реальном масштабе времени процесса их сортировки. Соответственно, имеется возможность проводить сегментацию изображения, выделять контуры на изображении и выполнять оценку большого количества параметров выделенных сегментов. Такая оценка, в свою очередь, позволяет выполнять распознавание дефектов внешнего вида изделий, проявляющихся на изображении в виде отдельных сегментов, имеющих характерные для них значения параметров.

Целью данной работы является определение наиболее информативных параметров сегментированного изображения и построение с их использованием экспертной подсистемы для автоматического распознавания дефектов глазурованной поверхности керамических изделий.

Для эффективного обнаружения контуров на изображениях в оттенках серого предложено выполнять дискретное двумерное дифференцирование с использованием курсовых масок, что дает возможность определить ориентацию контура с получением нулевого отклика в областях изображения с постоянной яркостью. При этом операции свертки массива исходного изображения с курсовыми градиентными масками не требуют больших вычислительных мощностей. Для частных случаев обработки изображений, к которым относится и решаемая научно-техническая задача, наиболее приемлемым и демонстрирующим хорошие результаты выделения границ явился метод Кэнни [2].

После выделения контуров на изображении следующим этапом обработки является сегментация с учетом полученных контуров и классификация (распознавание) сегментов. Важной задачей при автоматизации измерительного контроля внешнего вида плиток (их глазурованного слоя) является выявление наиболее информативных параметров сегментов изображений дефектов, использование которых позволит сократить вычислительные затраты в ходе обработки изображений и повысить достоверность результатов распознавания.

Все множество признаков (факторов), которые могут быть использованы для распознавания изображений областей дефектов, было классифицировано по оцениваемым с их помощью свойствам фрагментов изображений. Затем были рассмотрены соответствующие методы получения параметров сегментов изображений:

– для свойства «цвет фрагмента» (применяемые методы для оценки и описания: гистограммные, использующие параметры гистограмм цветовых характеристик; статистическое описание цветовой модели, использующее общие статистические оценки цветовой модели);

– для свойства «текстура фрагмента» (применяемые методы для оценки и описания: статистические, использующие общие статистические оценки, матрицы смежности Харалика, признаки Тамура и т. д.; геометрические, использующие диаграммы Вороного, фрактальные числа и т. д.; спектральные, использующие дискретные преобразования, вейвлеты, фильтры Габора и т. д.);

– для свойства «форма фрагмента, описываемая дескрипторами контуров» (применяемые методы для оценки и описания: геометрические, использующие значения периметра, эксцентриситета, кривизны и т. д.; частотно-пространственные, использующие комплексные координаты, дескрипторы Фурье и т. д.);

– для свойства «форма фрагмента, описываемая дескрипторами областей» (применяемые методы для оценки и описания: геометрические, использующие значения площади, компактности, число Эйлера и т. д.; глобальные, использующие моменты Цернике, инвариантные моменты и т. д.).

В ходе исследований по выбору, обоснованию, проверке информативности параметров текстуры и геометрической формы изображений области дефекта, были проанализированы используемые в настоящее время методики определения таких параметров. На основании анализа литературных источников и существующих научных школ по обработке изображений и поиску в базах и хранилищах данных изображений [3–5], для дальнейших исследований были выбраны следующие методы получения параметров сегментов изображений (для каждого свойства один-два метода, наиболее информативных для данной предметной области) [6].

Для свойства цвета: параметры гистограммы цветовой модели.

Для свойства текстуры: статистические оценки в виде матриц смежности и их параметров; параметры в пространственной области (параметры Тамура); параметры, полученные в результате применения фильтров Габора.

Также были исследованы следующие методы учета геометрических параметров сегментов изображений: простые геометрические оценки формы в пространственной области; инвариантные моменты.

Для построения эффективной экспертной подсистемы, выполняющей распознавание дефектов внешнего вида керамических облицовочных плиток, необходимо определить информативность параметров изображений, получаемых с использованием перечисленных выше методов, для последующего их использования при классификации в ходе распознавания дефектов.

В программу проведенных исследований вошли следующие этапы.

1. Был выполнен анализ используемых в настоящее время параметров описания трех основных атрибутов изображений и отобраны те из них, которые не требуют больших вычислительных затрат и сложной интерпретации результатов, так эти критерии отбора являются наиболее существенными с точки зрения организации ИИС, работающей в режиме реального времени в ходе технологического процесса.

2. Была сформирована база прецедентов для обучения экспертной подсистемы, в которую вошли численные оценки отобранных на предыдущем этапе параметров изображений, представляющих типовой внешний вид дефектов, а также экспертные суждения о классе дефекта. Объем базы – 256 записей, количество представленных на изображениях дефектов – 6, количество параметров, чья информативность оценивалась – 13. Кроме того, при получении изображений применялись различные значения разрешающей способности и в группу изображений для одного дефекта входили прецеденты с различной формой и размерами сегментов. Информативность оценивалась с точки зрения обучающей выборки различного размера. Кроме того, применялась категоризация значений параметров (разбиение диапазона изменения параметра на ряд поддиапазонов с присвоением им меток).

3. Для построения классификаторов были приняты следующие два вида оценок информативности параметров изображений [7].

Пусть $\varphi : X \rightarrow \{0,1\}$ – предикат на основе параметров изображения, определённый на множестве объектов (изображений) X . Тогда предикат φ выделяет p объектов из P , принадлежащих классу c (плитки с дефектом), и n объектов из N , не принадлежащих классу c . Энтропия всей выборки после получения информации φ становится равна:

$$\hat{H}_{\varphi}(P, N, p, n) = \frac{p+n}{P+N} \hat{H}(p, n) + \frac{P+N-p-n}{P+N} \hat{H}(P-p, N-n). \quad (1)$$

В итоге уменьшение энтропии составляет $IGain_c(\varphi, X) = \hat{H}(P, N) - \hat{H}_{\varphi}(P, N, p, n)$, и это значение информационного выигрыша является энтропийной оценкой информативности предиката φ [8].

Вероятностная оценка информативность предиката φ относительно класса $c \in Y$ по выборке X равна:

$$I_c(\varphi, X^r) = -\ln h\left(\begin{matrix} p & n \\ P & N \end{matrix}\right), \quad (2)$$

где h – вероятность реализации пары (p, n) , которая подчиняется гипергеометрическому распределению [9]:

$$h\left(\begin{matrix} p & n \\ P & N \end{matrix}\right) = \frac{C_P^p C_N^n}{C_{P+N}^{p+n}},$$

где $0 \leq p \leq P$, $0 \leq n \leq N$, $C_m^k = \frac{m!}{k!(m-k)!}$ – биномиальные коэффициенты, $0 \leq k \leq m$.

Информативность с помощью описанного математического аппарата оценивалась на множествах прецедентов с последовательно увеличивающейся мощностью.

Полный перечень методов, по которым были проведены расчеты в рамках комплектования прецедентов обучающей и тестирующей выборок для экспертной подсистемы (ЭП), приведен в табл. 1.

Таблица 1

Структура кортежа для обучающей и тестирующей выборок

1	2	3	4	5
Параметры трехмерной гистограммы в цветовом пространстве Lab (Xc, Yc, Entropy, Stand. Dev.)	Признаки Тамура (Coarseness, Contrast, Direction)	Параметры матрицы смежности (Contrast, Correlation, Energy, Homogeneity)	Геометрические параметры (Eccentricity, Extent)	Класс (код дефекта)

Результаты оценки информативности вычисленных параметров (информационного выигрыша от их использования при классификации) для накопленной базы прецедентов изображений и классов порождающих их дефектов позволили выделить семь наиболее информативных параметров (остальные шесть параметров имеют информативность существенно ниже 0,05). Анализ полученных оценок показал, что наибольшей информативностью в диапазоне допустимых разрешений, на среднем объеме обучающей выборки и при значениях категориальных переменных не более 9, являются следующие параметры изображений дефектов: стандартное отклонение трехмерной гистограммы цветовой модели; показатель энергии и однородности для матриц смежности; признаки Тамура для текстур; эксцентриситет в качестве геометрического параметра.

Непосредственное применение алгоритмов построения деревьев решений к полученным экспериментальным данным, с использованием алгоритма CART средствами пакета MatLAB, не дало положительного результата, так как были получены слишком детализированные бинарные регрессионные деревья. Такие деревья в ходе своего применения к тестирующей выборке давали недопустимо много ошибок при классификации выборки (до 30 %). Анализ результатов тестирования показал, что для снижения погрешностей классификации необходимо выполнять разбиение диапазона изменения числовых параметров на участки (вводить категориальные значения вместо числовых), использовать оценки вероятности появления дефектов и строить деревья с большим, чем два, числом ветвей от одного узла.

Для такого сложного объекта визуального контроля, как керамическая плитка с нанесенным на нее декором, с фактурой поверхности, имеющей периодическую или аperiodическую структуру, со случайным образом расположенными разнообразными дефектами и нечеткими правилами сортировки и отбраковки изделий, методы искусственного интеллекта являются наиболее перспективными для реализации. Нейронно-нечеткие сети (ННС) [10], математический и алгоритмический аппарат которых в настоящее время активно развивается, позволили, как это будет показано далее, решить задачу классификации и сортировки керамических плиток.

В качестве прототипа экспертной подсистемы (ЭП) в составе ИИС была принята ННС, т. к. она не требует вручную формировать классификационные правила, и для ее обучения достаточно организовать набор прецедентов распознавания. Это позволило уменьшить нагрузку на экспертов, упростить и ускорить процесс генерации и верификации правил нечеткого вывода для классификации фрагментов изображений.

Методика исследований заключалась в следующем. Эксперты (специалисты по техническому контролю и контролю качества) в ходе подготовки обучающей и тестирующей выборок провели распознавание выделенных сегментов как изображений дефектов того или иного класса. Расчет оценок принятых в качестве независимых переменных параметров распознанных сегментов выполнялся с использованием известных программных пакетов (MatLAB или его бесплатных аналогов). Затем, также с применением существующих программных пакетов, сгенерированы ННС и правила нечеткого вывода, выполнено обучение функций принадлежности введенных лингвистических переменных на полученной ранее обучающей выборке. Затем адекватность построенных моделей, корректность распознавания (классификации) для ННС проверялась на тестирующей выборке, также полученной экспертным путем.

Результаты экспериментов приведены в табл. 2. ННС была обучена с помощью параметров гистограммы цветовой модели изображения, признаков Тамура для текстуры распознаваемого сегмента, геометрических параметров сегментов и параметров матрицы смежности.

Таблица 2

Результаты тестирования ЭП на основе ННС с использованием различных параметров для оценки свойств сегментированных изображений

Тип ННС	Вероятность правильного распознавания			
	При объеме обучающей выборки 128 кортежей		При объеме обучающей выборки 256 кортежей	
	Для дефекта № 1 (трещины)	Для дефекта № 2 (наколы и прыщи)	Для дефекта № 1 (трещины)	Для дефекта № 2 (наколы и прыщи)
ННС (с использованием групп параметров 1, 2, 3, 4 из кортежа для обучающей и тестирующей выборок)	93 %	91 %	96 %	95 %

При различных объемах обучающей выборки обученная ННС показала высокую вероятность правильного распознавания для изображений шести важных типов дефектов: трещин, наколов и прыщей (следов газовых пузырьков на глазури), мушек (черных или темно-

коричневых точек из-за железистых включений в полуфабрикате), сухости (вздутия и отслаивания глазури), засорки (цветных пятен и неровностей), плешин (отсутствия глазури на фрагментах черепка).

ВЫВОДЫ

Проведенные исследования позволили обосновать наиболее информативные и полезные при распознавании параметры сегментированных изображений, что дало возможность организовать в составе информационно-измерительной системы экспертную подсистему для распознавания дефектов внешнего вида керамических изделий. В качестве алгоритмического обеспечения организации и обучения экспертной подсистемы применена нейронно-нечеткая сеть, что позволило уменьшить нагрузку на экспертов, упростить и ускорить процесс генерации и верификации правил нечеткого вывода для классификации фрагментов изображений. Применение обученной ННС показало высокую достоверность результатов распознавания, приемлемую для последующего промышленного внедрения.

Разработана эффективная методика выбора параметров изображений дефектов внешнего вида керамических облицовочных плиток на основании оценок информативности для их последующего использования в качестве независимых переменных в алгоритмическом обеспечении экспертных подсистем на основе методов машинного обучения (например, построения деревьев решений) или методов искусственного интеллекта (например, построения нейронно-нечетких классифицирующих систем). Вероятностная и энтропийная оценка информативности параметров изображений, значения которых были предварительно вычислены для сформированной базы прецедентов, позволила сформировать группу наиболее информативных параметров, для различных значений разрешающей способности изображений, с точки зрения возможности распознавания изображений дефектов керамических облицовочных плиток.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гетьман И. Измерительный контроль керамической плитки при обработке ее изображений и принятии решения о сорте в информационно-измерительной системе / И. Гетьман // *Research and technology – step into the future. Scientific & Research Journal of Transport and Telecommunication Institute (Riga)*. – 2009. – Vol. 4. – No 4. – P. 49–50.
2. Canny J. *A computational approach to edge detection* / J. Canny // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 1986. – V. PAMI-8, N 6.
3. Гонсалес Р. *Цифровая обработка изображений* / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – Москва : Техносфера, 2006. – 1072 с.
4. *Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов* / Я. А. Фурман, А. В. Кревецкий, А. К. Передрегов и др. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 592 с.
5. Пономаренко Н. Н. *Устойчивый поиск изображений по полному и тематическому подобию с использованием многопараметровой классификации* / Н. Н. Пономаренко, В. В. Лукин, С. К. Абрамов // *Интернет-математика (Яндекс, Россия)*. – Екатеринбург : Изд-во Уральского университета, 2007. – С. 171–180.
6. Гетьман И. А. *Создание экспертной подсистемы информационно-измерительной системы контроля внешнего вида керамических изделий* / И. А. Гетьман // *Тези доповідей Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2012)*. – Черкаси : ЧДТУ, 2012. – Т. 1. – С. 60–61.
7. Гетьман И. А. *Методика выбора параметров изображений дефектов керамических плиток для автоматизации распознавания на основании оценок информативности* / И. А. Гетьман // *Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы искусственного интеллекта : материалы международной научной конференции*. – Херсон : ХНТУ, 2012. – С. 334–335.
8. Quinlan J. *Induction of decision trees* / J. Quinlan // *Machine Learning*. – 1986. – Vol. 1, No. 1. – P. 81–106.
9. Dubner P. N. *Statistical tests for feature selection in KORA recognition algorithms* / P. N. Dubner // *Pattern Recognition and Image Analysis*. – 1994. – Vol. 4, No. 4. – P. 396.
10. Штовба С. Д. *Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику* / С. Д. Штовба. – М. : Горячая линия, Телеком, 2007. – 288 с.