

УДК 004.93'12

## СИСТЕМА НА БАЗЕ 3Д ТЕХОЛОГИЙ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО ВЫЯВЛЕНИЯ КОНСТРУКТИВНЫХ ДЕФЕКТОВ ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

**Левченко В.Г. Достлев Ю.С.**

ГВУЗ «Донецкий национальный технический университет»

Кафедра «Компьютерная инженерия»

г. Донецк

E-mail: [levchandrik@mail.ru](mailto:levchandrik@mail.ru)

### *Аннотация*

*Левченко В.Г. Достлев Ю.С. Система на базе 3Д технологий для автоматического выявления конструктивных дефектов технических объектов. Рассмотрен процесс выделения дефектов объектов методами распознавания образов и возможность их представления в удобном для администрирования производственного процесса виде, с целью выявления и устранения причины дефекта. Определен необходимый подход к решению поставленной задачи. И выбраны оптимальные пути и алгоритмы для его практической реализации.*

### **Основная часть**

#### **Цель исследования:**

Решение вопроса внедрения информационных управляющих систем и систем мониторинга в отрасли производства с визуальным контролем качества для достижения оптимального результата с возможностью практической оценки прикладного применения теоретических методов распознавания образов, с заданной погрешностью.

**Актуальность.** В виду увеличивающегося роста производственных мощностей легкой и тяжелой промышленности и быстром развитии высокоинтеллектуальных технологий, появляется необходимость в реализации автоматизированных систем контроля процессом производства с целью увеличения качества производимой продукции и уменьшение затрат на техническое обеспечение линий конвейерного производства. А так же проверка работоспособности теоретических методов распознавания образов, выявление их недостатков, классификация и разработка алгоритмов позволяющие удалить или частично уменьшить их влияние на процесс разработки автоматизированных систем на всех стадиях, начиная с планирования и заканчивая конечной системой с заданными параметрами реализующей необходимые функции.

**Постановка задачи.** Рассматривая процесс контроля продукции на производстве, можно увидеть, что для контроля любого параметра изделия применяются высокоточные и высокотехнологичные датчики различных типов с довольно большим количеством функций, но их возможности ограничены узкой специализацией в области нескольких параметров. Что приводит к необходимости ставить каскады из датчиков разных областей специализации. Это приводит к дополнительным затратам на оборудование, наладку и необходимое техническое обеспечение условий работы. Для обхода этого недостатка предлагается использовать более универсальное техническое средство, которое позволило бы:

- во-первых, уменьшить затраты на само оборудование;
- во-вторых, увеличить область специализации по количеству контролируемых параметров и точности их контроля;
- в-третьих, обеспечить большие возможности по условиям эксплуатации и монтажа;
- в-четвертых, уменьшить стоимость ремонта и обслуживания.

### Анализ и исследование

**Предмет распознавания образов.** Распознавание образов – это научная дисциплина, целью которой является классификация объектов по нескольким категориям или классам. Объекты называются образами. Классификация основывается на прецедентах.

Прецедент – это образ, правильная классификация которого известна, т.е. ранее классифицированный объект, принимаемый как образец при решении задач классификации

Будем считать, что все объекты или явления разбиты на конечное число классов. Для каждого класса известно и изучено конечное число объектов – прецедентов. Задача распознавания образов состоит в том, чтобы отнести новый распознаваемый объект к какому-либо классу.

Задача распознавания образов является основной в большинстве интеллектуальных систем. Машинное зрение – это системы, назначение которых состоит в получении изображения через камеру и составление его описания в символьном виде (какие объекты присутствуют, в каком взаимном отношении находятся).

Для реальных задач распознавания применяются, в основном, четыре подхода, использующие методы: корреляционные, основанные на принятии решений по критерию близости с эталонами; признаковые и синтаксические – наименее трудоемкие и нормализации, занимающие промежуточное положение по объему вычислений.

**Признаки и классификаторы.** Измерения, используемые для классификации образов, называются признаками/1/. Признак – это некоторое количественное измерение объекта произвольной природы. Совокупность признаков, относящихся к одному образу, называется вектором признаков. Вектора признаков принимают значения в пространстве признаков. В рамках задачи распознавания считается, что каждому образу ставится в соответствие единственное значение вектора признаков и наоборот: каждому значению вектора признаков соответствует единственный образ.

Классификатором или решающим правилом называется правило отнесения образа к одному из классов на основании его вектора признаков.

Практическая разработка системы классификации осуществляется по следующей схеме (рис.1). В процессе разработки необходимо решить следующие вопросы:

**- Как выбрать вектора признаков?**

Задача генерации признаков – это выбор тех признаков, которые с достаточной полнотой (в разумных пределах) описывают образ.

**- Какие признаки наиболее существенны для разделения объектов разных классов?**

Задача селекции признаков – отбор наиболее информативных признаков для классификации.

**- Как построить классификатор?**

Задача построения классификатора – выбор решающего правила, по которому на основании вектора признаков осуществляется отнесение объекта к тому или иному классу.

**- Как оценить качество построенной системы классификации?**

Задача количественной оценки системы (выбранные признаки + классификатор) с точки зрения правильности или ошибочности классификации.

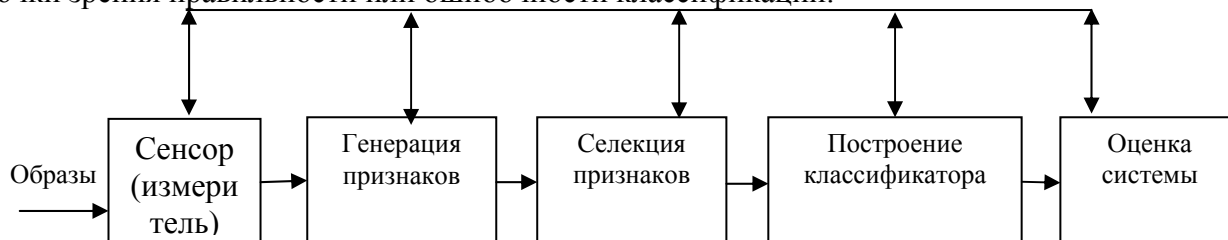


Рисунок 1 - Основные элементы построения системы распознавания образов (классификации)

**Сенсоры.** Разрабатываемая система использует графический поток изображений от цифровых фото или видео камер, что обеспечивает качественный входной набор прецедентов и сравниваемых с ними объектов производства. Такие сенсоры являются универсальными для любого производства, даже в условиях высокой температуры или давления, единственным условием является освещение, обзор и возможность ее передачи на обработку в цифровое управляющее устройство. Расстояние до объекта при расположении камер определяется исключительно характеристиками самой камеры и размерами объекта. Такой разброс параметров позволяет легко подобрать необходимую аппаратуру.

**Генерация признаков.** При получении входных данных из них нужно выделить значимые, т.е. те которые принесут лучшие классификационные способности.

Пусть дано изображение или его часть (область). Задача состоит в генерации признаков, которые впоследствии будут использоваться при классификации/2/.

**Определение.** Цифровое изображение (монохромное) есть результат процесса дискретизации непрерывной функции  $I(x, y)$  в виде двумерного массива  $I(m, n)$ , где  $m = 0, 1, \dots, N_x - 1$ ,  $n = 0, 1, \dots, N_y - 1$ . Значение функции  $I(x, y)$  – интенсивность, число градаций  $N_g$  – глубина изображения.

**Определение.** Генерацией признаков называется эффективное кодирование необходимой для классификации информации, содержащейся в оригинальных (исходных) данных.

**Региональные признаки. Признаки для описания текстуры.**

**Определение.** Текстурой называется распределение оттенков серого цвета среди пикселей в регионе.

Отметим, что в основе подхода лежит гипотеза о том, что внутри региона значения интенсивностей описываются одинаково, т.е. одним и тем же распределением вероятностей.

Пусть интенсивность внутри региона есть случайная величина. Тогда, при условии, что внутри региона характеристики одинаковы, данная случайная величина внутри региона одинаково распределенная, чем обеспечивается свойство однородности в регионе.

Нашей целью является генерация признаков, которые как-то квантуют свойства фрагментов изображения (регионов). Данные признаки появляются при анализе пространственных соотношений по распределению серых цветов.

**Признаки, на статистиках первого порядка.** Пусть  $I$  – интенсивность случайной величины, представляющая собой значение (уровень интенсивности) серого цвета в регионе. Пусть также  $P(I = I - 0)$  – вероятность, того что интенсивность в регионе равна  $I_0$ .

**Определение.** Гистограммой первого порядка называется величина  $P(I)$ , равная отношению числа пикселей с уровнем интенсивности  $I_0$  к общему числу пикселей в регионе и обозначается  $P(I)$ .

Рассмотрим центральный момент:

$$\mu_1 = \sum_{I=0}^{N_g-1} (I - m_1) P(I), \text{ где } m_1 - \text{среднее значение интенсивности}$$

Часто используются  $\mu_2$  – дисперсия  $I$ ,  $\mu_3$  – асимметрия,  $\mu_4$  – эксцесс.

В качестве признаков, основанных на статистиках первого порядка, также может использоваться абсолютный момент:

$$\mu_i = \sum_{I=0}^{N_g-1} |I - m_1|^i P(I)$$

$$\text{и энтропия: } H = -E[\log_2 P(I)] = -\sum_{I=0}^{N_g-1} P(I) \log_2(P(I)),$$

которая определяет меру равномерности распределения. Чем энтропия выше, тем распределение равномернее.

**Признаки, основанные на статистиках второго порядка. Матрицы сочетаний.**

Пусть  $d$  – относительное расстояние между пикселями,  $\varphi$  – ориентация.

Тогда можем ввести метрику следующим образом:

$$p(p_1, p_2) = \max\{|p_1x - p_2x|, |p_1y - p_2y|\}$$

причем пиксели рассматриваются в парах.

Существуют следующие основные виды признаков, основанные на статистиках второго порядка:

Угловой момент второго порядка:  $ASM = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (P(i, j))^2$  – мера гладкости изображения. При малой вариации  $ASM \approx 1$ , а при больших вариациях (например при увеличении) контраста  $ASM \rightarrow 0$ .

Контраст (по заданной паре)  $CON = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \left( \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \right)$ : – мера локальной дисперсии серого.

Момент обратной разности:  $ASM = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{P(i, j)}{1+(i-j)^2}$ . Момент обратной разности имеет большое значение для слабоконтрастных изображений.

Энтропия:  $H = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \log_2 P(i, j)$  – мера равномерности. Энтропия связана с фиксированной ориентацией и фиксированным расстоянием.

**Признаки формы и размера**

Рассмотрим методы генерации признаков, описывающих структуру. Существует два основных пути описания формы:

Полное описание формы в регенеративной манере (например, признаки Фурье). По такому описанию полностью можно восстановить образ.

Не восстановительное описание формы (дескриптивные признаки). По такому описанию можно отличить заданную форму от других, но не полностью восстановить образ.

**Признаки Фурье.** Отметим, что полное описание позволяет восстанавливать границу образа. Частичное же описание дает признаки для распознавания. Нас интересует вопрос о зависимости изменения признаков от преобразований.

Пусть  $x_k, y_k$ , где  $k = 0, 1, \dots, N_s - 1$ , – координаты последовательных точек границы;

$u_k = x_k + j * y_k$  – комплексные числа. Для  $N$  точек  $u_k$  определим ДФП (DFT):

$$f_l = \sum_{k=0}^{N-1} u_k \exp\left(-j * \frac{2\pi}{N} * l * k\right), l = 0, 1, \dots, N_s - 1$$

Где  $f_l$  – Фурье-описание границы.

**Геометрические свойства фигуры**

Пусть  $P$  – периметр фигуры,  $A$  – площадь фигуры. Рассмотрим следующие свойства:

некруглость фигуры и энергию изгиба.

**Некруглость фигуры** определяется по следующей формуле:

$$r = \frac{P^2}{4\pi A}$$

**Энергия изгиба.** Пусть задано  $n$  точек фигуры. Тогда Энергия изгиба описывается следующей формулой:

$$E(n) = \frac{1}{P} \sum_{i=0}^n -1 |k_i|^2 \text{ где } k_i = \theta_{i+1} - \theta_i \text{ и } \theta_i = \arctan \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}$$

$k_i$  характеризует изменение угла в вершине.

**Селекция признаков.** Селекция признаков – выявление признаков, которые имеют наилучшие классификационные свойства для конкретной задачи.

Пусть задан вектор признаков  $X \in R^m$ . Среди них необходимо выбрать наиболее информативные, т.е. получить новый вектор признаков  $Y \in R^l$ , причем  $l < m$ .

Суть выбора признаков – это выделение признаков, которые приводят к большим расстояниям между классами и к малым внутри классов.

Основной мотивацией для сокращения числа признаков является уменьшение вычислительной сложности. Наряду с признаками, имеющими низкие классификационные способности весьма вероятна ситуация двух хороших признаков (с почти равными классифицирующими способностями), сильно коррелированных между собой.

Вторая причина для уменьшения числа признаков – повышение общности классификатора.

Селекции признаков предшествует предобработка, позволяющая привести их в единый масштаб измерений и произвести некоторые дополнительные улучшения.

Существуют две формы использования критериев (мер отделимости классов): "пассивная" и "активная". Пассивная селекция – это работа с уже полученными признаками. Активная селекция аналогична процессу генерации признаков: она позволяет построить из исходного набора признаков новый набор меньшего размера, в котором состав признаков, вообще говоря, не является подмножеством исходного набора признаков.

Пусть задано  $m$  признаков,  $x$  – вектор признаков. Для применения теории нейронных сетей к задаче селекции признаков немного изменим обычное представление о нейронной сети. Теперь будем рассматривать нейронную сеть с линейными функциями активации. Таким образом, теперь вектор признаков, попавший на вход нейронной сети, просто суммируется и подается на выход, т.е. выход нейрона превращается в обычную сумму.

Интерес представляет выходной слой из  $l$  нейронов. Если восстанавливать исходный вектор с целью максимального правдоподобия, то получим задачу квадратичного программирования с одним экстремумом.

**Классификаторы.** В зависимости от наличия или отсутствия прецедентной информации различают задачи распознавания с обучением и без обучения. Задача распознавания на основе имеющегося множества прецедентов называется классификацией с обучением (или с учителем). Наиболее удобной моделью классификатора является классификатор на основе нейронной сети.

Существует два подхода к задаче построения нейронной сети-классификатора. Первый подход заключается в построении сети, варьируя архитектуру. Данный метод основан на точной классификации прецедентов. Второй подход состоит в подборке параметров (весов и порогов) для сети с заданной архитектурой.

**Выводы.** Проведенное исследование позволяет поставить конкретную задачу реализации распознавания образов, с помощью оптимального подбора признаков и классификация на основе нейронной сети и многослойного персептрона.

#### Список литературы

1. <http://www.intuit.ru/department/graphics/imageproc/>
2. Прэтт У. — Цифровая обработка изображений 1982- 478 с.