

УДК 681.3

А.В. Борковский  
Л.А. Борковская, к.т.н.**КОМПЬЮТЕРИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА  
ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ, ПОЛУЧЕННЫХ С ПОМОЩЬЮ СИСТЕМ  
ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ**

Национальный авиационный университет e-mail: Alex19821@yandex.ru

*Предложен трехэтапный подход к повышению контрастности изображения объектов, заключающийся в оптимальном переводе изображения из пространственной области в область нечеткости с помощью S-образной функции нечеткой принадлежности, прямом усилении локальных контрастов в нечеткой области и переводе улучшенного изображения из области нечеткости в пространственную форму.*

**Ключевые слова:** системы технического зрения, нечеткая логика, сегментация.

**Вступление**

Активное развитие науки и техники в настоящее время приводит к созданию систем обработки всевозможных видов информации. Достаточно интенсивно в различных областях деятельности человека используется визуальная информация. Анализ визуальной информации, т. е. изображений, выполняется на промышленных предприятиях при осуществлении контроля качества изделий. Существует область изделий, для контроля которых контактный метод не эффективен (пластиковые, резиновые изделия, мелкие, нежесткие, легко деформирующиеся детали). Затруднен контроль сложнопрофильных изделий с острыми гранями, таких как режущий инструмент. В этих случаях используются методы бесконтактного контроля:

- визуально-оптический (в микроскопах и проекторах),
- метод лазерного измерения линейных размеров: лазерные системы бегущего луча, лазерные интерферометры и т.д.,
- системы технического зрения (СТЗ).

Основу СТЗ составляет устройство получения видеоизображения, интерфейс передачи цифрового изображения в компьютер с программным обеспечением для распознавания измеряемых объектов, анализа и расчета необходимых геометрических элементов. Модуль СТЗ обычно встраивается в системы более высокого уровня: КИМ, измерительные микроскопы, приборы для настройки инструмента вне станка.

**Цель исследований**

Основным элементом любой задачи распознавания изображений является ответ на вопрос: относятся ли данные (входные) изображения к классу изображений, который представляет данный эталон? Казалось бы, ответ можно получить, сравнивая непосредственно изображение с эталонами (или их признаки). Однако возникает ряд трудностей и проблем, специфических, в особенности, при создании систем технического зрения:

- Изображения предъявляются на сложном фоне.
- Изображения эталона и входные изображения отличаются положением в поле зрения.
- Входные изображения не совпадают с эталонами за счет случайных помех.
- Отличия входных и эталонных изображений возникает за счет изменения освещенности, подсветки, локальных помех.
- Эталоны и изображения могут отличать геометрические преобразования, включая такие сложные как аффинные и проективные.

Для решения задачи в целом и на отдельных ее этапах применяются различные методы сегментации, нормализации и распознавания.

Обычно обработка изображения проводится в три этапа:

1. **Предобработка:** избавление от шума.
2. **Сегментация** (индексация, выделение характеристик): процесс поиска однородных частей на изображении. В основном однородность определяется либо по яркости, либо по типу текстур. Иногда также используются методы поиска границ внутри изображения. После

сегментации изображений, возникающие помехи (неверно определенные области, слишком маленькие области и т.п.) удаляют с помощью графических фильтров.

3. **Распознавание** (классификация, принятие решения): это конечный этап обработки, сверяющий тем или иным методом изображение и его части с образцами, которые требуется распознать.

Изображения, введенные в компьютер, редко бывают идеального качества. Чаще всего, кроме собственно изображения они содержат так называемый "шум".

### Решение проблемы

Улучшения визуального качества изображений является важной частью предварительной обработки с целью облегчения дальнейшего сегментирования при решении задачи выделения, локализации объектов на изображениях. Улучшить визуальное качество изображений можно при помощи предложенного метода повышения контрастности с использованием нечеткой логики. Нечеткая логика и теория нечетких множеств является мощным аппаратом для решения задач, исходные данные которых содержат некоторую неопределенность или нечеткость. Поскольку обработка изображений по своей природе содержит некоторую нечеткость, связанную с потерей информации при переводе трехмерных объектов в двумерное изображение, рационально применять в этой области аппарат теории нечетких множеств и нечеткую логику.

Разработан и реализован метод повышения контрастности изображений объектов на цифровых изображениях. Изображение рассматривается как множество нечетких синглтонтонов

$$X = \{ \mu_X(x_{ij}) / x_{ij} \quad i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M} \}, \quad (1)$$

где  $x_{ij}$  – значение яркости пиксела с координатами  $(i, j)$ ,  $\mu_X(x_{ij})$  – функция нечеткой принадлежности.  $S$  – образные функции степени два, три, четыре используются как функции принадлежности при решении задач бинаризации и улучшения изображений. Предлагается использовать  $S$  – образную функцию нечеткой принадлежности действительного степени  $\alpha$  вида

$$\mu_X^{(\alpha)}(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & \text{если } x \leq a, \\ \frac{(x-a)^\alpha}{(b-a)^{\alpha-1}(c-a)}, & \text{если } a < x \leq b, \\ 1 - \frac{(c-x)^\alpha}{(c-b)^{\alpha-1}(c-a)}, & \text{если } b < x \leq c, \\ 1, & \text{если } x > c \end{cases} \quad (2)$$

Первый этап заключается в переводе изображения из пространственной области в нечеткую с помощью оптимальной функции нечеткой принадлежности, степень и параметры которой определяются из условий максимума нечеткой энтропии.

$$H_{\max}^\alpha(x; f, b_{opt}, c, a) = \max \{ H(X; a, b, c, \alpha | L_{\min} \leq a < b < c \leq L_{\max}) \}, \quad (3),$$

$$\text{где } \alpha \in [\alpha_{\min}, \alpha_{\max}] \quad H_{\max}^\alpha = \max \{ H_{\max}^\alpha(X; a, b, c, \alpha) \} \quad (4)$$

Нечеткая энтропия определяется выражением:

$$H(X) = \frac{1}{MN} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M S_f(\mu_X^{(\alpha)}(x_{mn})),$$

где  $S_f()$  – функция Шенуона:

$$S_f(\mu_X(x_{mn})) = -\mu_X(x_{mn}) \log_2 \mu_X(x_{mn}) - (1 - \mu_X(x_{mn})) \log_2 (1 - \mu_X(x_{mn})). \quad (5)$$

На втором этапе осуществляется прямое усиление локальных контрастов в нечеткой области. Для этого определяется относительный локальный контраст по формуле:

$$C_\mu(x_{mn}) = \left| \frac{\mu^\alpha(x_{mn}) - E_\mu(x_{mn})}{\mu^\alpha(x_{mn}) + E_\mu(x_{mn})} \right| \quad (6)$$

И проводится нелинейное усиление:  $C_\mu^*(x_{mn}) = F(C_\mu(x_{mn}))$ , где  $F(C) \in [0, 1]$  – нелинейная монотонная возрастающая функция.

Третий этап перевода улучшенного изображения из области нечеткости в пространственную

осуществляется с помощью преобразования обратного к примененному на первом этапе (1).

Остановимся более подробно на сегментации изображения, поскольку многие преобразования выполняются именно на основании её результатов.

Сегментация обычно понимается как процесс поиска однородных областей на изображении. Этот этап весьма трудный и в общем виде не алгоритмизированный до конца для произвольных изображений. Наиболее распространены методы сегментации, основанные на определении однородных яркостей (цветов) или однородностей типа текстур.

При существовании стабильных различий в яркостях отдельных областей поля зрения применяются пороговые методы. Методы наращивания областей эффективны при наличии устойчивой связности внутри отдельных сегментов. Метод выделения границ хорошо применять, если границы достаточно четкие и стабильные. Перечисленные методы служат для выделения сегментов по критерию однородных яркостей. Заметим, что один из самых эффективных методов наращивания областей предполагает выбор стартовых точек либо с помощью оператора (алгоритм центроидного связывания), либо автоматически. Эффективным здесь представляется метод водоразделов, основанный на поиске локальных минимумов с последующей группировкой вокруг них областей по связности.

Все методы весьма приемлемы с точки зрения вычислительных затрат, однако, для каждого из них характерна неоднозначность разметки точек в реальных ситуациях из-за необходимости применения эвристик (выбор порогов совпадения яркостей, выбор цифровых масок и т.д.). Заслуживает внимания в связи с этим предложенный метод многозначной разметки, основанный на комбинации различных приемов для снижения неопределенности. Важное практическое значение имеют допускающие параллельную обработку алгоритмы ускорения процесса разметки на основе логического анализа соседних элементов.

Для описания и сегментации свойств изображений, именно, однородности, шероховатости, регулярности, применяют текстурные методы делящиеся условно на две категории: статистические и структурные. Примером статистического подхода является использование матриц совпадений, формируемых из исходных изображений, с последующим подсчетом статистических моментов и энтропии. При структурном подходе, например, на основе мозаики Вороного, строится множество многоугольников. Многоугольники с общими свойствами объединяют в области. Для исследования общих свойств часто используют признаки - моменты многоугольников.

После сегментации возникают помехи в виде как разрозненных изменений изолированных элементов изображения, так и в виде искажений некоторых связных областей. На практике наибольшее распространение получили цифровые фильтры-маски и нелинейные фильтры типа медианных. При этом в случае сегментации путем выделения границ использование усредняющих фильтров-масок невозможно, так как границы при этом не подчеркиваются, а размываются. Для подчеркивания контуров применяются специальные операторы интегрального типа.

### **Выводы**

Процесс распознавания изображений является очень актуальной, но сложной многоэтапной процедурой. Иерархичность обусловлена тем, что различные задачи обработки тесно связаны. Именно поэтому так важно правильно подобрать метод, необходимый в каждой конкретной ситуации, ведь качество решения одной задачи обработки непосредственно влияет на остальные.

Разработан и реализован метод повышения контрастности изображений объектов на цифровых изображениях. Проведенный анализ методов сегментации позволяет более точно подобрать необходимый метод и значительно повысить эффективность данного этапа, что в свою очередь значительно повысит эффективность всего процесса обработки изображения.

### **Список литературных источников**

1. Путьтин Е.П., Аверин С.И. Обработка изображений в робототехнике. М: Машиностроение, 1990. 320 с.
2. Shalkoff R.J. Digital image processing and computer vision. – New York-Chichester-Brisbane-Toronto-Singapore: John Wiley & Sons, Inc., 1989. - 489 p.
3. Техническое зрение роботов. Под ред. Ю.Г.Якушенкова – М.: “Машиностроение” 1990. – 300с.