CB - СИНТЕЗ

КОМПЛЕКС МЕТОДОВ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ ЭФФЕКТОВ ЛОКАЛЬНОЙ НЕУСТОЙЧИВОСТИ И НЕСТАЦИОНАРНОСТИ ВОЛНЫ ГОРЕНИЯ ПРОЦЕССА СВС

В.И.Иордан, П.Ю.Гуляев, В.В.Евстигнеев

В работе показана эффективность применения предлагаемого программного комплекса цифровой обработки изображений для анализа и оценки эффектов локализации тепловыделения, локальной неустойчивости и нестационарности движения волны горения в процессе СВС, что подтверждается неоднородностью распределений скорости точек фронта горения и форм-факторов микроочагов горения, рассчитанных на каждой стадии реакции СВС. Программный интерфейс предоставляет возможность эффективного визуального анализа изображений и позволяет создавать файлы-отчеты результатов обработки изображений процесса СВС.

1. ВВЕДЕНИЕ

Теоретические методы исследования процесса СВ-синтеза, как режима протекания сильной экзотермической реакции (реакции горения), в котором тепловыделение локализовано в слое и передается от слоя к слою путем теплопередачи, зачастую опираются на численное решение модельных уравнений теплофизики и кинетики реакции СВС, получение которого сопряжено с большими трудностями и не всегда с удовлетворительной точностью.

В качестве альтернативы такого подхода может служить цифровая обработка изображений различных стадий протекания реакции СВС. Из таких изображений можно получить большое количество информативных характеристик, например, форму и размеры очагов горения, температуру локальных областей реакции и их фазовых состояний. В результате анализа изображений, можно судить о локальной нестационарности и неустойчивости реакции СВС, которые трудно исследовать аналитическими методами.

Для исследования процессов СВС необходимо детальное рассмотрение пространственной и временной динамики фронта горения [1]. Одним из наиболее перспективных путей решения указанной задачи является использование современных систем «невещательного» телевидения, таких, как цифровые телевизионные системы на основе фотодиодных матриц (ФДМ) и приборов с зарядовой связью (ПЗС).

Наиболее распространенными многоэлементными приемниками излучения с внутренними электрическими связями являются фотоприемники на базе полупроводниковых приборов с зарядовой связью [2], в которых при подаче на них определенной последовательности тактовых импульсов осуществляется управляемое перемещение пакетовых зарядов вдоль полупроводниковой подложки. К достоинствам ПЗС можно отнести: высокую разрешающую способность, малое потребление мощности, затрачиваемой на обработку информации, отсутствие необходимости создавать большое количество p-n переходов и контактов к ним, следовательно, высокая технологичность и надежность, высокое быстродействие (сотни мегагерц), существует возможность обрабатывать и кодировать изображение непосредственно в формирователе сигнала. К недостаткам ПЗС относят неоднородность чувствительности фоточувствительных элементов, ограниченный спектральный диапазон, невозможность произвольной выборки.

Наряду с ПЗС распространение получили фотодиодные матрицы (ФДМ) [2]. В отличие от ПЗС, ФДМ предоставляет возможность считывать сигнал с каждого фоточувствительного элемента.

Анализ изображения – выделение из изображения важной информации с помощью автоматических или полуавтоматических приборов и систем. В литературе эта область имеет также другие названия: выделение данных из изображения, анализ сцен, описание изображений, автоматическое дешифрирование, распознавание изображений и т. д. [3].

Анализ изображений отличается от классического распознавания образов тем, что системы анализа по определению не ограничиваются разделением областей сцены на фиксированное число классов, а предназначены для описания сложных сцен, разнообразие которых может быть настолько большим, что их нельзя описать с помощью заранее заданных терминов. Кроме того, в системах анализа изображений часто используются априорные сведения об объектах и об их взаимных соотношениях [3].

Большой класс нелинейных методов анализа и восстановления изображений использует понятия статистической теории связи применительно к описанию изображения и процесса его формирования [4].

Такие методы обработки цифровых изображений основываются на представлении цифровых изображений в виде реализации случайного процесса. Статистическое описание изображений позволяет проводить анализ и фильтрацию изображений с помощью обработки вероятностной структуры фазового пространства признаков (ФПП) [5]. Суть статистической оценки изображений заключается в следующем. Выполняется преобразование фазового пространства признаков, которое приводит к подавлению в изображении информации, возникшей под воздействием шума. Устранение «шумовой» информации осуществляется с помощью объединения ряда фазовых состояний исходного изображения, поэтому их число в статистической оценке всегда меньше, чем в исходном изображении, а энтропия статистической оценки меньше, чем у исходного изображения.

Для анализа интересующих областей изображения необходимо уметь выделять эти области. Эту задачу успешно решают методы определения контуров и методы сегментации.

Перед выделением контурных перепадов на изображении рекомендуется произвести контрастирование изображения, чтобы подчеркнуть перепады яркости. Наиболее применимыми методами для решения задачи контрастирования являются методы эквализации и растягивания гистограмм, но применять эти методы в задачах анализа изображений не удается, так как абсолютная яркость области изменяется. Свёрточные же методы позволяют подчеркивать границы, не изменяя яркости в областях (не изменяется суммарная энергия изображения). Наиболее распространенные свёрточные контрастирования используют методы операторы Собела и Лапласа [3].

Детектирование контурных перепадов яркости осуществляется контурными детекторами, основанными на общем подходе. В каждой точке изображения вычисляется величина, характеризующая перепад яркости, и если эта величина больше пороговой, то точка считается контурной. Известно множество методов порогового детектирования: метод Собела, Робертса, Уоллиса и др. [3].

Для обработки СВС-изображений также чрезвычайно полезны методы сегментации. Такие методы служат для выделения объектов на фоне. Наиболее простыми и эффективными среди методов сегментации изображений являются методы «пороговой сегментации». Методы пороговой сегментации просты: если яркость пикселя больше пороговой, то он принадлежит объекту, иначе – фону. Для определения порога используются следующие методы: метод треугольника, изодата, метод К-средних, метод симметрии фона [3,6].

Комплексное применение указанных подходов позволит определить границы очагов реакций СВС, узнать местоположение фронта волны горения. Следующим шагом анализа СВС-изображений является получение характеристик, таких как скорость движения точек фронта, форма очагов, средняя яркость зоны горения, соответствующая средней температуре этой зоны.

Для экспериментатора важно оперативно получать и обрабатывать информацию о реакции. В настоящее время существует дефицит мощного программного средства, содержащего комплекс

необходимых методов цифровой обработки изображений, помогающего экспериментатору получать информацию, содержащуюся в последовательности изображений, отображающую многостадийный характер протекания реакции. Необходимый исследователю программный пакет должен иметь удобную форму управления и вывода результатов обработки и анализа изображений, пользователь нуждается в интерактивном взаимодействии с программным комплексом.

В данной работе содержится краткое описание разработанного авторами программного комплекса методов цифровой обработки изображений для оценки эффектов локализации тепловыделения, локальной неустойчивости и нестационарности прохождения волны горения в процессе СВС.

2. ОПИСАНИЕ КОМПЛЕКСА МЕТО-ДОВ И ПРОГРАММНОГО ПАКЕТА ЦИФ-РОВОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

2.1. Адаптивный алгоритм обучения байесовского классификатора информационных кластерных структур в спектрозональных изображениях

Диагностика процессов и систем (в том числе и процесс CBC), изображения которых содержат скрытые структуры, является сложной и зачастую плохо формализованной задачей. Теоретико-информационный подход, опирающийся на энтропийные и байесовские методы классификации скрытых структур, оказывается достаточно эффективным средством анализа и распознавания эффектов локализации тепловыделения в волновом процессе CBC [5].

Базовое предположение предлагаемой математической модели допускает, что именно шум производит рассеяние информации в цифровом изображении и приводит к корреляции между собой состояний фазового пространства признаков (ФПП). По величине корреляции ФПП можно разбить на кластеры таким образом, что в каждом кластере будет содержаться множество состояний ω_k (где kномер кластера), для которого достигается максимум величины взаимодействия между отдельными состояниями. Если положение в ФПП состояния с номером *i* определяется вектором \vec{s}_i , то принадлежность этого состояния k-му кластеру обозначим через $\vec{s}_i^{(k)}$. Любое фазовое состояние \vec{s}_i имеет вероятность p_i появления в изображении, определяемую как

$$p_i = N(i)/Q , \qquad (1)$$

где N(i) – число элементов изображения, у которых наблюдается i – oe состояние, Q – полное число элементов изображения. Множество состояний ω_k представляется его вероятнейшим положением в фазовом пространстве

$$\vec{\gamma}_{k} = \sum_{i} \vec{s}_{i}^{(k)} / \sum_{i} p_{i}^{(k)}$$
, (2)

и вероятностью появления в изображении

$$\mathbf{P}_{\boldsymbol{\omega}_{k}} = \sum_{i} p_{i}^{(k)} \,. \tag{3}$$

Корреляцию состояний ФПП с множеством ω_k можно выразить формулой

$$K_{k}(\vec{x}) = \sum_{i} f(\left\|\vec{s}_{i}^{(k)} - \vec{x}\right\|) \cdot p_{i}^{(k)} / \sum_{i} p_{i}^{(k)}, \quad (4)$$

где $f(||\vec{s}_i^{(k)} - \vec{x}||)$ – вероятность того, что под действием шума сигнал, соответствующий фазовому состоянию \vec{s}_i , будет опознан системой регистрации изображений как сигнал с фазовым состоянием \vec{x} .

Структура состояний источника изображений считается известной и определяется распределением вероятностей состояний { $\vec{\gamma}_k$ }, а его энтропия как

$$H(S) = -\sum_{k} P_{\omega_{k}} \cdot \log_{2} P_{\omega_{k}}$$
(5)

Причем энтропия каждого отдельного множества ω_k определяется в виде

$$H_{\omega_{k}} = -\sum_{i} (p_{i}^{(k)} / \mathbf{P}_{\omega_{k}}) \cdot \log_{2}(p_{i}^{(k)} / \mathbf{P}_{\omega_{k}}),$$
(6)

где суммирование ведется по состояниям, входящим во множество ω_k . Полное количество информации, созданное источником шума, равно величине

$$H(N \mid S) = \sum_{k} \mathbf{P}_{\omega_{k}} \cdot H_{\omega_{k}} \cdot$$
(7)

Для оптимального статистического оценивания изображения необходимо добиться такой группировки состояний, чтобы энтропия *H*(*S*), вычисленная по (5), была максимально близка к энтропии источника изображений (стабилизация

значений функции цели в этом случае будет достигнута, [5]).

Начальные условия итеративного процесса группировки предполагают полную изолированность фазовых состояний, т.е. число кластеров равно числу состояний в фазовом пространстве исходного изображения, число которых может быть большим. Поэтому обучение (реорганизация) байесовского классификатора, характеризующегося априорной вероятностью $P(\omega_k) \equiv P_{\omega_k}$ и условной

плотностью апостериорной вероятности $p(\vec{x} \mid \omega_k) \equiv K_k(\vec{x})$, выступающего в роли обучаемой «корреляционной» нейронной сети, осуществляется с помощью иерархического алгоритма, так как, если на какой-либо итерации два множества сопопадают на определенном стояний уровне группировки в один кластер, то они остаются вместе на более высоких уровнях. Если фазовое пространство после т-ого шага процесса группировки содержало N кластеров, то во время следующей итерации выбирается один из этих кластеров, у которого вероятность P_{ω_k} множества состояний, вычисляемая по формуле (3), окажется минимальной (минимален его вес). То есть, этот кластер будет содержать самую нетипичную для данного класса изображений информацию, определяемую согласно (6). Затем вычисляется его мера подобия с каждым из остальных N-1 кластеров, которая представляет собой апостериорную вероятность возможного объединения этих двух кластеров. Объединение подобных кластеров производится по максимуму вероятности [5].

В результате выполнения m-ого шага перегруппировка кластеров позволяет вычислить согласно (5) оценку энтропии источника, равной $H_m(S)$, содержащую наиболее типичную информацию данного класса спектрозональных изображений, а интегрирование в соотношении (7) самой нетипичной информации позволяет выявить в изображении информацию, созданную источником шума. По достижению заданного уровня энтропии восстаизображения, новленного количество информации, обнаруженное таким способом, равно условной энтропии источника шума (7). Алгоритм является адаптив-

ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК №4-1 2005

ным, так как, кроме весовых коэффициентов, на каждом шаге пересчитываются все выше приведенные характеристики классификатора [5]. В разделе 3 показан результат устранения информационного шума и определения информационных кластеров в изображении участка волны горения СВС системы Ni-AI [5].

2.2. Методы контрастирования изобра-

жений

Слабый контраст – наиболее распространенный дефект фотографических и телевизионных изображений, обусловленный ограниченностью диапазона воспроизводимых яркостей, нередко сочетающийся с нелинейностью характеристики передачи уровней. Во многих случаях контраст можно повысить, изменяя яркость каждого элемента изображения. В случае цифровых изображений получить требуемую характеристику передачи уровней довольно просто. Однако при отыскании нелинейного оператора следует учитывать ошибки квантования [4].

Пусть исходное изображение, проквантованное на Ј уровней, имеет ограниченный диапазон яркостей (рис.1). Предполагается, что выходное изображение также квантуется на Ј уровней, а преобразование линейно. Как видно из рисунка, каждый выбранный выходной уровень является ближним к уровню, соответствующему входному уровню. Очевидно, что в диапазоне яркостей выходного изображения некоторые уровни использоваться не будут, поэтому отдельные перепады яркости выходного изображения будут превышать соответствующие перепады исходного [7].



Рис.1. Повышение контраста цифрового изображения

Описанный метод контрастирования, можно представить формулой

$$G(i,j) = \left(2^B - 1\right) \cdot \frac{F(i,j) - \min}{\max - \min},$$
(8)

где *max* и *min* соответственно максимум и минимум гистограммы исходного изображения *F*, а *B* – количество бит на пиксел, а (2^{*B*}-1) – динамический диапазон выходного изображения.

1. Подчеркивание границ также можно осуществить, выполняя дискретную фильтрацию с использованием высокочастотного импульсного отклика *H*. Другими словами нужно вычислить свертку (9) исходного изображения с маской *H* [3].

$$C(m_1, m_2) = \sum_{n_1} \sum_{n_2} F(n_1, n_2) H(m_1 - n_1 + 1, m_2 - n_2 + 1).$$

(9)

Ниже представлены три типичные маски для выполнения высокочастотной фильтрации:

$$H_{1} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}, H_{2} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix},$$
$$H_{3} = \begin{bmatrix} 0 & -2 & 0 \\ -2 & 5 & -2 \\ 0 & -2 & 0 \end{bmatrix}.$$
(10)

Общее у этих матриц то, что сумма их элементов равна единице. Таким образом, операция свертки исходного изображения с одной из указанных выше масок не изменит суммарной энергии изображения, а только перераспределит её в областях перепадов.

2. Ещё одним способом подчеркивания границ является так называемое *статистическое дифференцирование* [3]. Значение яркости каждого элемента делится на статистическую оценку среднеквадратичного отклонения $\sigma(j,k)$:

$$G(j,k) = \frac{F(j,k)}{\sigma(j,k)}.$$
(11)

Среднеквадратичное отклонение вычисляется в некоторой окрестности *N*(*j*,*k*) элемента с координатами (*j*,*k*).

$$\sigma^{2}(j,k) = \sum_{j} \sum_{k} \left[F(j,k) - \overline{F}(j,k) \right]^{2} .$$
 (12)

Функция $\overline{F}(j,k)$ – среднее значение яркости исходного изображения в точке с координатами (*j*,*k*), приближенно определяемое путем сглаживания изображения

с помощью оператора низкочастотной фильтрации согласно формуле (9) с использованием масок (10). Выходное изображение отличается от исходного тем, что его яркость выше на границах, элементы которых не похожи на соседние элементы, и ниже на всех остальных участках. Следует отметить, что подчеркивание полезных границ сопровождается возрастанием шумовых составляющих.

2.3. Методы выделения контуров

Резкие изменения (разрывы) яркости, координат цвета или параметров, характеризующих текстуру, являются важными простейшими признаками, поскольку они часто определяют очертания изображенных объектов. Локальные разрывы значений яркости называются яркостными перепадами, или яркостными контурами (luminance edge).





a)

Рис.2 Одномерный (а) и двумерный (б) перепады

На рис.2 показаны участки изображения с быстрым изменением яркости от низкого уровня к высокому в одномерном и двумерном случаях. В одномерном случае перепад характеризуется высотой, углом наклона и координатой центра склона. Перепад существует, если его угол наклона и высота больше некоторого заданного порога. Для двумерного случая важна также ориентация перепада по отношению к оси *x*. Идеальный детектор перепада при обработке областей изображения, представленных на рис.2,

должен указывать на наличие перепада в единственной точке, расположенной в центре склона.

Общий подход к обнаружению перепадов на одноцветном изображении иллюстрируется в виде блок-схемы на рис.3 [3].



Рис.3. Пороговая схема обнаружения перепадов.

Исходное изображение, представленное массивом чисел F(j,k), подвергается линейной или нелинейной обработке с той целью, чтобы усилить перепады яркости. В результате образуется массив чисел G(j,k), описывающий изображение с подчеркнутыми изменениями яркостей. Затем выполняется операция сравнения с порогом и определяется положение элементов изображения с ярко выраженными перепадами. Если

 $G(j,k) < T_L(j,k) , \qquad (13)$

то имеет место нисходящий перепад, а при

 $G(j,k) \ge T_U(j,k) \tag{14}$

-восходящий перепад. Величины $T_{L}(j,k)$ и $T_{U}(j,k)$ представляют собой нижнее и верхнее пороговые значения. Эти значения можно сделать переменными в плоскости изображения для компенсации влияния сильных изменений яркости на результаты обнаружения перепадов. Выбор порога является одним из ключевых вопросов выделения перепадов. При слишком высоком уровне порога не будут обнаружены структурные элементы с низким контрастом. Наоборот, слишком низкий уровень порога явится причиной того, что шум будет ложно принят за перепад. Для обозначения положения перепадов на изображении часто формируют контурный препарат — массив элементов E(j,k). Например, положение точек восходящих перепадов отмечать белым цветом, нисходящих – черным, а остальные элементы изображения – некоторым средним уровнем яркости.

До выполнения операции порогового обнаружения можно «подчеркнуть» пере-

ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК №4-1 2005

пады с помощью различных способов контрастирования. Один из наиболее простых способов заключается в вычислении дискретных разностей, что аналогично непрерывному пространственному дифференцированию. Подчеркивание вертикальных перепадов осуществляется горизонтальным (построчным) дискретным дифференцированием. В результате формируется некоторое изображение – массив элементов

$$G(j,k) = F(j,k) - F(j,k+1).$$
 (15)

Аналогично вычисляется подчеркивание горизонтальных перепадов. В результате получается массив элементов

$$G(j,k) = F(j,k) - F(j+1,k).$$
 (16)

Диагональное подчеркивание можно получить путем вычисления разностей уровней диагональных пар элементов изображения.

Горизонтальное подчеркивание перепада также можно выполнить, вычисляя разности яркостей элементов вдоль строки изображения по формуле

$$G(j,k) = 2F(j,k) - F(j,k-1) - F(j,k+1).$$
 (17)

Подобные выражения существуют также для изменения яркости по вертикали и диагонали.

Двумерное дискретное дифференцирование можно выполнить с помощью операции свертки массива исходного изображения с курсовыми градиентными масками, перечисленными ниже [7].

$$H_{socmok} = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix} H_{cesepo-socmok} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$
$$H_{soc} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, H_{soco-socmok} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$
$$H_{sanad} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix}, H_{soco-sonad} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$
$$H_{cesep} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, H_{cesepo-sanad} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$
(18)

Направление курса указывает на направление склона перепада яркости, при котором маска дает максимальный отклик. Например, восточная градиентная маска дает максимальный отклик при изменении яркости в горизонтальном направлении слева направо. Следует отметить, что эти градиентные маски обладают нулевым суммарным весом, поэтому в областях изображения с постоянной яркостью они дают нулевой отклик.

Повышение контраста перепадов без учета их ориентации можно получить путем свертки массива изображения с оператором Лапласа [3], представленным в виде маски. Несколько видов оператора Лапласа перечислено ниже:

$$H_{1} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & -4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}, \quad H_{2} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix},$$
$$H_{3} = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}.$$
(19)

Для контрастирования перепадов можно использовать корреляционную маску, элементы которой пропорциональны коэффициентам корреляции элементов изображения. Но определение коэффициентов корреляции – сложная задача, а результат применения метода в большинстве случаев сравним с методом применения маски Лапласа [3].

Арджаил и Маклеод [3] для контрастирования перепадов предложили использовать весовые функции гауссовой формы. Функция, предложенная Арджаилом, представляет собой расчлененную функцию Гаусса, определяемую в одномерном случае как

$$h(x) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x}{p}\right)^2\right\}, \quad x \ge 0,$$

$$h(x) = -\exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x}{p}\right)^2\right\}, \quad x < 0.$$
 (20)

где *р* – постоянная рассеяния. Функция Маклеода, которая задается выражением

$$H(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{y}{t}\right)^{2}\right\} \left[\exp\left\{-\left(\frac{x-p}{t}\right)^{2}/2\right\} - \exp\left\{-\left(\frac{x+p}{t}\right)^{2}/2\right\}\right]$$
(21)

где *р* и *t* – постоянные рассеяния, подавляет влияние элементов изображения в области перепада яркостей и влияние других перепадов, расположенных выше и ниже основного перепада, который необходимо обнаружить. Усиление высокочастотного шума и побочные явления, связанные с операциями дискретного дифференцирования, накладывают общее ограничение на описанные выше линейные методы повышения контраста. Сглаживание шума можно ввести в линейные методы контрастирования путем линейного маскирования областей, а не отдельных элементов изображения [3]. Это достигается формированием линейной маски вида

$$H(j,k) = H_S(j,k) \cdot H_E(j,k)$$
(22)

с помощью свертки одной из определенных ранее масок подчеркивания перепадов $H_E(j,k)$ с усредняющей маской $H_S(j,k)$. Такое пространственное усреднение, конечно, ведет к сглаживанию, как шумов, так и перепадов.

В нелинейных системах обнаружения перепадов для контрастирования перед пороговым ограничением используются нелинейные комбинации значений яркости элементов изображения. В большинстве методов ограничиваются обработкой окном размером 2×2 или 3×3.

Робертс [3] для контрастирования и выделения перепадов предложил следующую простую нелинейную операцию двумерного дискретного дифференцирования:

$$G_{R}(j,k) = ([F(j,k) - F(j+1,k+1)]^{2} + [F(j,k+1) - F(j+1,k)]^{2})^{\frac{1}{2}}.$$
 (23)

Другая операция пространственного дифференцирования, требующая меньшего объема вычислений, определяется формулой

$$G_{A}(j,k) = |F(j,k) - F(j+1,k+1)| + |F(j,k+1) - F(j+1,k)|.$$
(24)

Можно легко показать, что

$$G_R(j,k) \le G_A(j,k) \le \sqrt{2}G_R(j,k)$$
. (25)

Собел [3] предложил использовать для контрастирования нелинейный оператор с окном из 3×3 элементов. На рис.5 показаны использованные им обозначения элементов окна. Для контрастирования перепадов вычисляется величина

$$G(j,k) = \sqrt{X^2 + Y^2}$$
, (26)

$$X = (A_2 + 2A_3 + A_4) - (A_0 + 2A_7 + A_6), \quad (27)$$

$$Y = (A_0 + 2A_1 + A_2) - (A_6 + 2A_5 + A_4).$$
 (28)

ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК №4-1 2005

158



Рис.4. Обозначение элементов для операторов выделения перепадов с окном размером 3×3

Величины *A_i* – яркости элементов окна, показанного на рис.4.

Другой нелинейный оператор с таким же окном 3×3 элементов для контрастирования перепадов предложен Киршем [3]. Этот оператор определяется следующим выражением:

$$G(j,k) = \max\left\{1, \max_{i=0+7}\left[\left|5S_i - 3T_i\right|\right]\right\}$$
(29)

где

$$S_i = A_i + A_{i+1} + A_{i+2}, (30)$$

$$T_i = A_{i+3} + A_{i+4} + A_{i+5} + A_{i+6} + A_{i+7}.$$
 (31)

Индексы у слагаемых A_i подсчиты-

ваются по модулю 8. По существу оператор Кирша дает максимальное значение курсового градиента в некоторой точке изображения без учета значения F(j,k).

Уоллис [3] предложил нелинейный метод обнаружения перепадов, основанный на гомоморфной обработке изображения. Согласно этому методу, точка находится на перепаде, если величина логарифма от яркости в этой точке превосходит среднее значение логарифмов яркостей четырех ближайших соседних элементов на некоторое фиксированное значение. Элемент контрастированного изображения определяется как

$$G(j,k) = \log[F(j,k)] - \frac{1}{4}\log(A_1) - \frac{1}{4}\log(A_3) - \frac{1}{4}\log(A_5) - \frac{1}{4}\log(A_7)$$
, (32)

или что эквивалентно,

$$G(j,k) = \frac{1}{4} \log \left\{ \frac{\left[F(j,k)\right]^4}{A_1 A_3 A_5 A_7} \right\}.$$
 (33)

Сравнение G(j,k) с верхним и нижним пороговыми значениями эквивалентно сравнению дроби в скобках выражения (33) с видоизмененным порогом. Поэтому не требуется точно вычислять значения логарифмов. Основное преимущество логарифмического детектора перепадов

ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК №4-1 2005

кроме простоты вычислений состоит в том, что он не чувствителен к мультипликативным изменениям уровня яркости.

Логарифмический метод контрастирования (33), можно рассматривать как линейное контрастирование с помощью оператора Лапласа (см. п.2.2.) изображения, уровни элементов которого равны логарифмам яркостей.

Нелинейный метод повышения контраста и выделения перепадов, основанный на вычислении произведения набора некоторых величин, разработал Розенфельд [3,7]. В его методе используется оператор построчного одномерного усреднения. Текущее среднее

$$D_M(j,k) = [F(j+M-1,k) + F(j+M-2,k) + ...$$

...+F(j,k)+F(j-1,k)-...-F(j-M,k)]/M
(34)

где $M = 2^m$ и m- целое, вычисляется для каждого элемента изображения. Эта операция выполняется для M = 1,2,4,8,16,...вплоть до некоторого желаемого верхнего предела. Затем для каждого элемента изображения вычисляется произведение

 $P_M(j,k) = D_1(j,k)D_2(j,k)...D_M(j,k).$ (35)

Понятно, что сомножители, соответствующие усреднению более высокого порядка, указывают довольно широкие пределы локализации перепада и производят некоторое подавление шумов, тогда как сомножители усреднения более низкого порядка локализуют перепад точнее, но при этом маски значительно чувствительнее к шуму. Вместе с тем можно предположить, что произведение средних разного порядка должно обеспечивать надежное обнаружение и локализацию истинных перепадов. Обоснование этого предположения, приводимое Розенфельдом, заключается в следующем. Величина $P_{M}(j,k)$ проявляет тенденцию обнаруживать и точно локализовать основные перепады и при этом подавлять шум. Это можно объяснить тем, что произведение велико лишь тогда, когда велики все сомножители, а по мере удаления от точки перепада сначала уменьшаются сомножители с малыми индексами, а затем с большими.

Кроме того, Розенфельд [3] предложил нелинейную процедуру порогового ограничения для выделения больших отчетливых перепадов, находящихся в ок-

ружении более мелких. Эта процедура, которую в дальнейшем будем называть «подавлением доминирующими соседями», выполняется сканированием поля контрастированных перепадов G(j,k) окном малых размеров. Значение G(j,k) в центре окна подавляется (приравнивается нулю) всякий раз, когда оно не оказывается наибольшим из всех отсчетов в этом окне. Затем выполняется обычное пороговое ограничение. Другой вариант такой обработки состоит в том, что подавление G(j,k) разрешается лишь в случае, если в окне имеются элементы, значения которых намного превышают значения G(j,k). Алгоритм подавления доминирующими соседями с последующим пороговым ограничением оказывается довольно эффективным при обнаружении перепадов, если его объединить с методом контрастирования, обеспечивающим некоторое сглаживание шума.

В литературе описано сравнительно мало исследований по оценке эффективности детекторов перепада. Эффективность трудно оценить вследствие большого числа методов, из-за трудностей в определении наилучших параметров, связанных с каждым методом, а также изза отсутствия единого критерия эффективности.

При разработке критерия эффективности для детекторов перепада целесообразно делать различие между обязательной и вспомогательной информацией, которую необходимо получить с помощью таких детекторов. Очевидно, совершенно необходимо определять положение перепада. Другая представляющая интерес информация включает высоту и крутизну перепада яркости, а также его пространственную ориентацию. Полезной информацией является также достоверность решения о перепаде, например о степени соответствия фрагментов истинного изображения и модели идеального перепада. К сожалению, имеется немного детекторов, дающих этот полный набор данных.

Существует три основных типа ошибок, связанных с определением положения перепадов яркости: 1) пропуск истинных перепадов; 2) ошибка в определении их положения; 3) принятие шумовых выбросов за перепад (ложное обнаружение). На рис.5 показаны типичный фрагмент дискретного изображения, содержащий перепад яркости, идеальный перепад и контурные препараты при различных типах ошибок.

Общая стратегия в задачах обнаружения сигналов заключается в установлении некоторой границы вероятности ложного обнаружения, являющегося следствием воздействия шума, с последующей максимизацией вероятности правильного обнаружения.



Рис.5. Виды ошибок при определении положения перепадов. а) фрагмент изображения; б) идеальное обнаружение; в) дробление контура; г) смещение контура; д) смазанный контур

Распространение этой идеи на обнаружение перепадов ведет к установлению порога обнаружения на таком уровне, при котором вероятность ложного обнаружения, обусловленного одним лишь шумом, не превосходит некоторого заданного значения. Вероятность обнаружения истинного перепада можно легко вычислить, сравнивая контурные изображения, полученные с помощью идеального и реального детекторов перепада. Определение величины штрафа за ошибки в локализации перепадов представляет собой более трудную задачу. Ясно, что детекторы, дающие «смазанный» перепад, должны быть «оштрафованы». Следует отдавать предпочтение детекторам, которые локализуют перепады, хотя и

дают при этом небольшую ошибку. Точность в определении положения перепада можно оценить величиной

$$R = \frac{1}{I_N} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \alpha d^2}$$
(36)

где $I_N = \max(I_I, I_A)$, а I_I и I_A – число точек перепадов в идеальном и реальном контурных препаратах, α – масштабный множитель, *d* – расстояние между точкой действительного перепада и линией, состоящей из точек идеального перепада, измеренное по нормали к этой линии. Значение критерия (36) нормализовано так, что R = 1 для точно выделенного перепада. Масштабный множитель можно подобрать таким образом, чтобы установить штрафы для перепадов, истинное положение которых отличается от обнаруженного. Множитель 1/I_N обеспечивает штраф за смазанные или разбитые контуры. Например, если $\alpha = 1/9$, то при обнаружении вертикального перепада, отстоящего на один элемент изображения относительно истинного положения, *R* = 0,90. Сдвиг на два элемента приводит к значению R = 0.69. При $\alpha = 1/9$ смазанный контур шириной в три элемента изображения, центр которого совпадает с центром истинного вертикального перепада, дает значение R = 0.93, а при ширине в пять элементов R = 0,84. Более высокое значение R для смазанного контура по сравнению со значением для сдвинутого перепада представляется разумным, поскольку имеется возможность путем следующей обработки сделать смазанный контур более тонким.

Некоторые детекторы позволяют определять высоту, крутизну и ориентацию перепада. Для этих детекторов полезно определить среднеквадратичное отклонение этих параметров от их истинных значений, усредненное по всем истинным точкам перепадов, которые совпадают с обнаруженными точками.

Методика получения оценки эффективности, описанная выше, была применена к некоторым способам обнаружения перепадов [3]. При этом использовалось изображение размером 64×64 элементов, яркость которых менялась в диапазоне 0–255. В центре этого изображения находился вертикально ориентированный пе-

ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК №4-1 2005

репад яркости с переменными контрастом и крутизной наклона. На изображение перепада был наложен независимый гауссов шум со среднеквадратичным отклонением σ_n . Результирующая картинка была ограничена по уровню в соответствии с диапазоном яркостей (0–255). Отношение сигнал/шум определялось как

$$C/III = \frac{h^2}{\sigma_n^2},$$
 (37)

где *h*- высота перепада. Поскольку цель исследования заключалась в сравнении эффективности различных методов обнаружения перепадов, каждый детектор обязательно должен быть рассмотрен с точки зрения его наилучших возможностей. Поэтому, прежде чем их сравнивать, разрешалось настраивать каждый детектор как на полях со случайным шумом без перепадов, так и на реальных испытательных изображениях. Для каждого детектора было установлено значение порога, при котором достигалось максимальное значение величины R при максимально допустимой частоте ложных обнаружений.

На рисунке 6а приведены графики зависимости величины R от отношения сигнал/шум для нескольких детекторов при $\alpha = 1/9$. Зависимость величины R от ширины контура показана на рис.6б. Из этих графиков видно, что, как и следовало ожидать, «качество» обнаружения мало для слабоконтрастных широких зашумленных перепадов и велико в противном случае. Некоторые методы обнаружения обладают лучшими показателями для всех испытательных изображений.



161



б)

Рис.6. Графики зависимости значения критерия эффективности локализации перепадов от отношения сигнал/шум (С/Ш) и ширины перепада для различных детекторов: а) – зависимость критерия от С/Ш (h=25, W=1); б)–зависимость критерия от ширины перепада (h=25, C/Ш=100)

2.4. Пороговая сегментация

При анализе объектов на изображениях необходимо уметь выделять объекты, представляющие интерес для исследователя. Незначимые объекты обычно относят к фону изображения. Методы, использующиеся для нахождения интересующих объектов, обычно называют методами сегментации – разделения изображения на передний план и фон. Существует два наиболее распространенных метода сегментации, это - разделение по порогу (thresholding) и выделение контуров (edge finding). Очень важно отметить, что не существует универсально пригодного метода сегментации, который давал бы приемлемый результат на всех изображениях, т. е. нет совершенного метода сегментации [6].

Сегментация позволяет выделить участки изображения, кажущиеся наблюдателю однородными; эта операция обеспечивает разбиение изображения на области одинакового вида [6]. Рассмотрим подробнее пороговую сегментацию.

Разделение по порогу предусматривает сопоставление значения яркости каждого пиксела с пороговым, в результате чего соответствующий пиксел зачисляется в одну из двух групп в зависимости от того, превышает значение яркости пороговое или нет. Выбор значения порога обычно производится по гистограмме. Если изображение действительно состоит из двух областей, в одной из которых преобладают темные, а в другой светлые пиксели, то можно предполагать, что гистограмма будет иметь два пика. В таком случае порог можно выбрать из значений, заключенных между двумя пиками. К сожалению, не всегда удается выбрать значение порога заранее, поскольку средний уровень яркости может изменяться, что вызывает необходимость вычисления гистограммы для каждого изображения отдельно. Автоматическое определение порога – задача нетривиальная. Наличие у гистограммы двух пиков – не рядовой случай.

В общем, методы пороговой сегментации основываются на простых принципах. Пиксели с интенсивностью, ниже порогового значения, помечаются как принадлежащие объекту, остальные пиксели – как принадлежащие фону.

Если F(i, j) > T, то F(i, j) принадлежит объекту, иначе F(i, j) принадлежит фону. (38)

Алгоритм также применим к изображениям, содержащим светлые объекты на темном фоне.

Если F(i, j) < T, то F(i, j) принадлежит объекту, иначе F(i, j) принадлежит фону. (39)

На выходе алгоритма получают значение признака «объект» или «фон», которое может быть представлено соответственно двоичной Булевой переменной.

Рассмотрим подробно некоторые алгоритмы определения порога сегментации.

1. Алгоритм «треугольника» (рис.7) особенно эффективен, когда пиксели объекта определяют слабо выраженный пик на гистограмме, и неэффективен для многопиковых гистограмм [6].



Рис.7. Выбор порога по алгоритму треугольника

Строится прямая, проходящая через пик гистограммы $(b_{\max}, h(b_{\max}))$ и точку $(b_{\min}, h(b_{\max}))$ – первое справа, отличное от нуля значение гистограммы.

Для каждого из значений интенсивности $b \in [b_{\min}, b_{\max}]$ вычисляется расстояние d от точки (b, h(b)) до прямой.

В качестве порогового значения выбирается точка b_0 , в которой расстояние d достигает максимума: $T = b_0$.

Далее изображение разбивается на две части по полученному порогу яркости.

2. Алгоритм симметрии фона основывается на гипотезу: предполагается, что фоновые пиксели дают максимальный пик на гистограмме, и все пиксели фона имеют интенсивности, симметрично сгруппированные вокруг пика.

Отыскивается $b_{\max} = \arg \max(h(b))$.

Справа от b_{max} отыскивается точка b_{right} , разбивающая гистограмму так, чтобы справа от нее было сгруппировано p% всех пикселов (например, 5%, 1%).

Значение порога вычисляется как точка, симметричная точке b_{right} относительно $b_{max}: T = b_{max} - (b_{max} - (b_{right} - b_{max}))$.

Недостатком этого метода является гипотеза о симметричности фона, которая не всегда выполняется.

3. Следующий алгоритм для определения порога яркости называется "изодата".

Начальное значение порога $T_0 = 2^{B-1}$ разбивает динамический диапазон интенсивностей пополам (В – глубина изображения в битах).

Вычисляются средние интенсивности объекта $m_{f,0}$ и фона $m_{b,0}$.

Очередное значение порога вычисляется как среднее $m_{f,0}$ и $m_{b,0}$:

$$T_{i+1} = (m_{f,i} + m_{b,i})/2$$
.

Процесс повторяется до стабилизации значения порога (т.е. пока $T_i \neq T_{i-1}$).

2.5. Описание структуры и состава программного пакета

На этапе проектирования программного комплекса для написания алгорит-

ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК №4-1 2005

мов обработки изображений был выбран язык C++, а для разработки интерфейсной части было решено использовать библиотеку Qt [9,10]. Основными аргументами такого выбора стали: полная объектная ориентированность библиотеки, простота работы с изображениями и открытая лицензия.

Qt – это библиотека классов C++ и набор инструментального программного обеспечения, предназначенных для построения многоплатформенных приложений с графическим интерфейсом и исповедующих принцип "написав однажды – компилируй в любом месте". Qt представляет собой единую платформу для приложений, которые могут работать под управлением Windows 95/98/Me/2000/XP, Mac OS X, Linux, Solaris, HP-UX и других версий Unix [10].

Qt завоевала репутацию мультиплатформенного набора инструментальных средств, однако, несмотря на это, чаще всего она используется для разработки приложений на какой-либо одной платформе. В качестве примера приложений, написанных с помощью Qt и получивших массовое распространение, можно привести Adobe Photoshop Album и Opera. На базе Qt построено огромное узкоспециализированного количество программного обеспечения. Сюда можно отнести программы, разработанные для создания 3D-анимации, цифровой обработки видеоизображений, автоматизации разработки электронных компонентов (микросхем), для геологических исследований, для работы в области медицины и многие другие.

Qt распространяется на основе нескольких лицензий. Если программист предполагает создавать программы на коммерческой основе, то он должен приобрести коммерческую лицензию и коммерческую версию Qt. Если он разрабатывает программы с открытым исходным кодом, то разработчик может использовать некоммерческую версию библиотеки. Qt является основой, на которой построен KDE (K Desktop Environment) и множество других программных продуктов с открытыми исходными текстами.

Программная реализация комплекса методов цифровой обработки изображений требует большого количества элементов управления, содержащихся на

В.И.ИОРДАН, П.Ю.ГУЛЯЕВ, В.В.ЕВСТИГНЕЕВ

окне приложения, в тоже время не нужно загромождать экран пользователя большим количеством кнопок. Для удобного интерфейса необходимо, чтобы пользователь интуитивно понимал назначение элементов управления программой. Следуя указанным принципам, элементы управления были поделены на логические группы и помещены на разные вкладки класса контейнера QTabWidget. Этот элемент в свою очередь помещен в главное окно приложения. Главное окно содержит все элементы управления программой, оно открыто все время, пока в системе выполняется процесс программы. Визуально контролировать результаты работы комплекса позволяет другое окно, в котором отображается открытое или обработанное изображение. Таких окон может быть несколько, они появляются при открытии файлов с изображениями.



Рис.8. Интерфейс разработанного программного комплекса в системе Windows

Для удобства визуального сравнивания пользователем результата обработки с изображением исходным реализована следующая опция – при нажатии кнопки мыши на изображении окно переключается в режим показа исходного или конечного (обработанного) изображения. Также этой возможностью удобно пользоваться в случае необходимости обрабатывать то же открытое изображение, но с другими параметрами (другим методом). При этом не придется переоткрывать исходный файл с изображением. На главном окне для детального рассмотрения текущего изображения реализован инструмент изменения масштаба. Разработанный интерфейс представлен на рисунке 8.

Контроль времени обработки одним из методов отображается в главном окне с помощью поля «progress bar». Вкладки на главном окне носят названия, соответствующие группам методов цифровой обработки и анализа изображений, элементы управления которыми расположены на этих вкладках. На вкладках "сегментация" и "Байесовская оценка" для удобства пользователя также расположены гистограммы активных изображений. Некоторые традиционные для графических приложений опции доступны из строки меню и при нажатии на кнопку с пиктограммой. Поддерживаются быстрые кнопки, например, для открытия файла. Подчеркнутые буквы являются подсказкой для быстрого управления с клавиатуры без использования мыши. При нажатии на кнопку запуска метода отправляется сигнал последнему активному окну с изображением. Слот, принявший сигнал, запускает функцию «обработчик текущего изображения».

3. ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТОВ ЛОКАЛЬНОЙ НЕУСТОЙЧИВОСТИ И НЕ-СТАЦИОНАРНОСТИ РЕАКЦИИ СВС

3.1. Параметры оценки эффектов локальной неустойчивости и нестационарности движения волнового фронта СВС

Последняя вкладка на главном окне реализует анализ изображений, для чего собственно и предназначен программный комплекс.

Неустойчивость реакции заключается в том, что протекание реакции носит очаговый характер. Отсутствует «монолитность» фронта и нет реагирующего слоя с постоянной эффективной шириной. Очаги то вспыхивают, то угасают, меняется во времени их количество, форма и яркость, поэтому фронт реакции на изображении почти всегда разорван на локальные зоны – очаги.

После выделения очагов, когда известны их границы, локальную неустойчивость можно охарактеризовать средней яркостью очага и его формой. Для сравнения форм-факторов двух очагов выбран критерий сходства формы очага с кругом. Сравнение формы очага с кругом

производится следующим образом: со-гласно формулам

$$\bar{x} = \frac{\sum_{j=k} \sum_{k} F(j,k) \cdot x_{j}}{\sum_{j=k} \sum_{k} F(j,k)}, \quad \bar{y} = \frac{\sum_{j=k} \sum_{k} F(j,k) \cdot y_{k}}{\sum_{j=k} \sum_{k} F(j,k)}.$$
 (40)

вычисляются координаты центра яркости очага, затем вычисляются радиусы в восьми направлениях от центра (см. рис.9), считается их среднее значение и стандартное отклонение.



Рис.9. Определение радиусов очага

В программе предусмотрен случай, когда очагов на одном изображении несколько, тогда очаги обрабатываются последовательно в порядке уменьшения их площади. На некоторых изображениях присутствует большое количество ярких объектов с маленькой площадью. Если их параметры не представляют интерес для пользователя, то он может задать порог площади, и обработать только интересующие большие объекты.

Итак, для каждого очага, найденного на изображении, в порядке уменьшения площади, при условии, что его площадь больше пороговой, считаются следующие характеристики: координаты центра очага, средний радиус очага и среднее отклонение радиусов в восьми направлениях, и площадь. Результат выводится в виде строки в визуальном элементе list box (рис.10).

Свойство неустойчивости проявляется во времени, поэтому для её оценки необходимо сравнивать полученные радиусы, их отклонения и средние яркости для очагов с двух снимков, сделанных друг за другом.

Эффект локальной нестационарности проявляется в непостоянстве во времени скорости движения точек фронта волны горения СВС-реакции и непостоянством скорости протекания химической реакции. Скорость фронта сопоставляется с изменением положения границы фронта на изображении относительно изображения, полученного в предыдущий момент времени. Так как большинство СВС-изображений иллюстрируют реакцию горения, протекающую в вертикально стоящем цилиндре, причем зона горения распространяется сверху вниз, то было решено использовать в качестве критерия оценки локальной нестационарности разность вертикальных координат точек нижней границы фронта. Точек этих может быть довольно много, поэтому программа вычисляет их среднее значение разности координат и ее стандартное отклонение с выводом этих значений на экран. Также предусмотрена возможность записи в каталог с обрабатываемыми изображениями файла данных, содержащего скорости точек фронта.

Скорость химической реакции – это количество теплоты, выделяемое в объеме в единицу времени. Тепловыделение при характерных для СВС температурах регистрируется фотоприемником в оптическом и инфракрасном диапазонах. Таким образом, яркость пиксела на изображении характеризует скорость химической реакции в этой точке. Для оценки нестационарности химической реакции программой подсчитывается среднее значение яркости очагов.



Рис.10. Интерфейс вывода результатов оценки локальной неустойчивости и нестационарности волны горения СВС

3.2. Интерпретация результатов

Тестирование заключалось в обработке и анализе нескольких кадров, содержащих эталонные объекты с известными яркостными и скоростными параметрами. Результаты обработки тестовых кадров с помощью программного комплекса практически совпали с этими параметрами.

Байесовская оценка информационной структуры изображений позволяет эффективно избавляться от информационного шума в изображениях. Применяя байесовскую оценку к CBCизображениям, были получены результаты [5], представленные на рис.11. Как видно из этих изображений, реализованный алгоритм позволяет выделить наиболее вероятные яркости в изображении, а, следовательно, при проведении определенной калибровки и наиболее вероятные температуры в реагирующей смеси.

Исходное изображение (рис.11а) содержит 205 градаций серого, энтропия изображения 6,368 бит/пиксел, энтропия обработанного изображения (рис.11б) составляет 2,344 бит/пиксел, оно содержит 10 оттенков серого.





б)

Рис.11. Байесовская оценка информационной структуры СВС-изображений: а) – исходное изображение, б) – выходное изображение

Результат работы методов контрастирования и выделения контуров представлен на рисунке 12. Для контрастирования использован метод свертки с оператором Лапласа, а выделение контуров реализовано методом Собела.



Рис.12. Контрастирование и выделение контуров. а) – исходное изображение, б) – изображение с повышенным контрастом, в) – выделенные контуры

На рисунке 13 представлены исходные и обработанные методом пороговой сегментации изображения. Исходные изображения отличаются интервалом времени 0,02 с. Порог для сегментации определялся методом "изодата".



в)



Рис.13. Пороговая сегментация. Выбор порога методом "изодата":а), в) – исходные изображение, б), г) – обработанные изображения

ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК №4-1 2005

Оценивание эффектов локальной неустойчивости и нестационарности дало следующие результаты: средняя скорость точек фронта 10,13 пикселей/кадр, среднее отклонение 3,23 пикселей/кадр, график распределения скоростей точек фронта представлен на рис.14, средняя яркость очагов 236. Параметры очагов первого изображения: радиус 44,6±13,6 пикселей, координаты центра (133,122), площадь основного очага 18378 пикселей. Параметры очагов второго изображения следующие радиус очага 47,4±13,8 пикселей, координаты центра яркостей (134, 133),площадь основного очага 19052 пикселей.



Рис.14. Распределение скоростей движения точек фронта волны СВС

На рисунке 15 также представлены исходные и обработанные изображения методом пороговой сегментации, только порог выбран неподходящим к этим изображениям методом "треугольника", вследствие чего, в рассмотрение попали не только очаговые области, но и так называемая «предвоспламенительная» зона реакции. Из-за этого распределение скоростей точек фронта (рис.16) получилось более неравномерным (скорость 10,8±8,9 пиксел/кадр), чем при правильном выборе порога сегментации (исключая из обработки предвоспламенительную зону реакции).

В.И.ИОРДАН, П.Ю.ГУЛЯЕВ, В.В.ЕВСТИГНЕЕВ





б)



в)



Рис.15. Пороговая сегментация. Выбор порога методом "треугольника": а), в) – исходные изображение; б), г) – обработанные изображения (видна предвоспламенительная зона реакции)



Рис.16. Распределение скоростей движения точек предвоспламенительной зоны реакции СВС

Ниже (рис.17 и рис.18) приведены результаты анализа тех же двух кадров, при использовании метода выбора порога сегментации «изодата».









г)

Рис.17. Пороговая сегментация. Выбор порога методом "изодата": а), в) – исходные изображение; б), г) – обработанные изображения

Анализ изображений рис.16а,в дал следующие результаты: скорость движения точек фронта горения 10,3±3,8 пиксел/кадр, радиус основного очага на первом изображении 49,8±12,6, на втором изображении 52,3±11,3, средняя яркость очагов 224 и 230 соответственно.



Рис.18. Распределение скоростей движения точек фронта реакции СВС

ПОЛЗУНОВСКИЙ ВЕСТНИК №4-1 2005

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе показана эффективность применения методов анализа и обработки изображений. Методы контрастирования изображений, выделения контуров и методы пороговой сегментации цифровых изображений обеспечивают подготовительный этап перед непосредственным анализом СВС-изображений.

Реализованный программный комплекс цифровой обработки изображений позволяет производить оценки эффектов локализации тепловыделения, локальной неустойчивости и нестационарности волны горения в процессе СВС, что подтверждается неоднородностью распределений скоростей точек фронта горения и форм-факторов микроочагов горения, рассчитанных на каждой стадии реакции СВС. Программный интерфейс предоставляет возможность эффективного визуального анализа результатов обработки изображений процесса СВС.

Программа написана с использованием мульти-платформенной библиотеки Qt, что позволяет получить исполняемый файл как в операционной системе Windows, так и в UNIX-подобных системах. Общий объем исходного кода примерно 2000 строк, из них около 1000 получено утилитой QtDesigner, остальные являются авторской разработкой.

ЛИТЕРАТУРА

1. Концепция развития СВС как области научно-технического прогресса./Отв. ред. Мержанов А.Г. – Черноголовка: «Территория», 2003. – 368 с.

2. Полупроводниковые формирователи сигналов изображения /П. Йесперс, Ф. Ван де Виле и М. Уайт. – М.: Мир, 1979. – 567 с.

Виле и М. Уайт. – М.: Мир, 1979. – 567 с. 3. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. – М.: Мир, 1982.– 287 с.

4. Обработка изображений и цифровая фильтрация//Сборник статей под редакцией Хуанга. – М.: Мир, 1979.– 217 с.

5. Гуляев П.Ю., Долматов А.В., Иордан В.И. Адаптивный алгоритм обучения байесовского нейросетевого классификатора информационных кластерных структур в спектрозональных изображениях.//Материалы XIII-го Всероссийского семинара «Нейроинформатика и ее приложения», 7-9 октября 2005 г./Под ред. А.Н. Горбаня, Е.М. Меркеса. - Красноярск: ИВМ СО РАН, 2005.- С. 29-30. Павлидис Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений. – М.: Мир, 1981. – 84 с.
 7. Shaw A.C. Parsing of Graph-

7. Shaw A.C. Parsing of Graph-Representible Pictures, JACM, 1970, v.17, No 3, 453-481 p.

8. Страуструп Б. Введение в язык С++. – М.: Мир, 1995. – 350 с.

9. Qt Assistant Version 3.3.3. Copyright © 2000-2003 Trolltech AS. 10. Бланшетт Дж., Саммерфельд М. Раз-

10. Бланшетт Дж., Саммерфельд М. Разработка графического интерфейса с помощью библиотеки Qt3. – Осло, Норвегия Изд-во «Prentice Hall PTR», 2004. – 304 с.