

УДК 004.932.001.57

С.Г. АНТОЩУК, А.А. ПОПЛАВСКИЙ, Е.В. ТКАЧЕНКО, В.Ю. КОНДРАТЕНКО

*Одесский национальный политехнический университет, Украина***СТАТИСТИКА НЕЧИСЛОВЫХ ДАННЫХ В МОДЕЛЯХ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Рассмотрено развитие статистического подхода при решении задачи предварительной изображений. Проанализированы основные методы фильтрации с точки зрения такого подхода. Показано, что одно-временный учет как модели помеховой ситуации, так и модели объекта распознавания позволяет улучшить качество предварительной обработки изображений.

предварительная обработка, полутоновые изображения, статистика**Введение**

В интеллектуальных системах обработки и распознавания изображений (ИСОРИ) одной из базовых процедур, влияющих на достоверность и надежность распознанной информации, является предварительная обработка с целью уменьшения уровня шумов и изменения формы сигналов [1, 2]. Во многих случаях из-за низкого качества полученное изображение оказывается мало пригодным для автоматизированного анализа. Снижение качества изображения может быть вызвано недостаточной четкостью, яркостью или контрастностью, зашумленностью или наличием на нем артефактов [1]. К основным причинам появления шумов можно отнести внешние факторы (помехи, формируемые внешней средой и освещенностью), внутренние факторы (шумы сенсоров и ошибки на различных этапах преобразования ВИ) и систематические причины (ошибки, связанными с неисправностью, неправильной настройкой, методическими погрешностями).

Некоторые из этих факторов могут быть частично или полностью скомпенсированы на этапе формирования, но шумы присутствуют практически всегда и их учет и устранение является актуальной задачей при обработке изображений во многих технических приложениях. Зашумленность изо-

бражения оказывает большое, а в ряде случаев определяющее влияние на качество функционирования и эффективность ИСОРИ. Системы общего назначения работают при отношениях сигнал/шум q не менее 10, а проблемно-ориентированные - при $q > 5$ [1]. При меньших отношениях сигнал/помеха статистической обработке подвергаются исходные поля данных, в результате чего резко увеличивается время обработки и/или аппаратные затраты.

Несмотря на то, что методы предварительной обработки достаточно широко освещены в литературе, при их разработке нашли практическое применение лишь отдельные аспекты математической статистики, основанные на применении крайне упрощенных моделей помех. В частности, при разработке оптимальной согласованной или Винеровской фильтрации, основанной на базовом уравнении Винера-Хопфа, полагалось, что помеха является аддитивной и флюктуационной, сам процесс полагался эргодическим, решение искалось в классе линейных систем. Ограничения налагались физической реализуемостью фильтров или вычислительной эффективностью процедуры обработки. При современном экспоненциальном росте возможностей компьютерной техники вычислительная эффективность постепенно отходит на второй план, выдвигая вперед качество обработки. Это стимулирует развитие новых взгля-

дов на задачу предварительной обработки, обеспечивающих более высокие показатели при различных видах помех и характере сигнала [2].

Модели и методы

Одним из таких является, рассматриваемый в статье статистический подход, в рамках которого предлагается с позиций современной прикладной математической статистики рассмотреть модель представления изображений с учетом помеховой ситуации и модели сигнала. С учетом шумовых факторов статистическую модель обрабатываемого фрагмента строки y_i изображения можно представить следующим образом:

$$I(x, y_i) = \{I_k(x, y_i), R(x, y_i), N(x, y_i), T(x, y_i)\} \quad (1)$$

где $R(x, y_i)$ – модель неравномерной освещенности объекта; $N(x, y_i)$ – аддитивный гауссовский шум; $T(x, y_i)$ – импульсная помеха типа «яркая точка».

Модель неравномерности освещения $R(x, y_i)$ при моделировании искажения образа I_0 объекта учитывается мультипликативной операцией: $I(x, y_i) = I_0(x, y_i)R(x, y_i)$.

При статистическом моделировании неравномерность освещения $R(x, y_i)$ интерпретируется как мультипликативная логнормальная помеха. Плотность распределения мультипликативной смеси изображения с логнормальной помехой имеет вид:

$$P_{c*}(I) = \frac{I}{\sqrt{2\pi\sigma I}} \exp\left\{-\frac{(\ln I - \ln I_0)^2}{2\sigma^2}\right\},$$

где I – сигнал изображения; I_0 – математическое ожидание сигнала изображения; σ^2 – дисперсия помехи.

При формировании двумерного поля существенно влияние внутренних шумов датчиков. Физическая природа этих шумов, как, впрочем, и собст-

венно датчиков, может быть самой различной.

Однако при статистическом моделировании собственных шумов датчиков можно в большинстве случаев остановиться на аддитивной гауссовской модели $N(x, y_i)$ с дисперсией σ^2 : $I(x, y_i) = I_0(x, y_i) + N(x, y_i)$.

Плотность распределения аддитивной смеси сигнала изображения I и помехи $N(x, y_i)$ имеет вид:

$$P_{c*}(I) = \frac{I}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{(I - I_0)^2}{2\sigma^2}\right\}.$$

Характерным для изображений являются также импульсные помехи типа «яркая точка»: $I(x, y_i) = I_k(x, y_i) + T(x, y_i)$. Поток импульсов $T(x, y_i)$ строки y_i имеет вид:

$$T(x, y_i) = \sum_{k=1}^L \varepsilon_k a_k f(x, y_i - \eta_k),$$

где a_k – амплитуда импульса в потоке, η_k – его пространственное положение; множитель $\varepsilon_k = 1$ с вероятностью p_k , и $\varepsilon_k = 0$ с вероятностью $1 - p_k$.

Такое задание импульсной помехи соответствует потоку Бернулли [3], для которого на интервале $[0, N]$ имеется не более L точек. Статистика каждой точки характеризуется парциальной плотностью $e_k = p_k P_k(\eta)$. Здесь p_k – вероятность появления k -ой точки, $P_k(\eta)$ – распределение моментов ее появления. Считается, что $\int_0^N P_k(\eta) d\eta = 1$, т.е. удовле-

творяет условию нормировки. Если $p_k = 1$, то все L точек всегда присутствуют на интервале $[0, N]$.

Если $P_k(\eta) = \delta(\eta - \eta_k)$, то положение точек детерминировано. При $p_k = 1$ и $P_k(\eta) = \delta(\eta - \eta_k)$ поток является регулярной импульсной помехой. Если

$p_k / \sum_{k=1}^L p_k \ll 1$, то при достаточно больших, но ко-

нечных L , поток Бернулли приближается по своим свойствам к потоку Пуассона [3].

С учетом анализа основных существующих методов предварительной обработки (линейной, ранговой, гомоморфной и корреляционно-экстремальной), которые несут черты сигнального (взвешивание пикселей в апертуре обработки) и статистического (представление случайным полем и статистическая оценка числовых характеристик случайного процесса), разработана обобщенная сигнально-статистическая модель предварительной обработки [1]. Особенностью этой модели является выбор центра группирования и метода его статистической оценки, определяемые видом помех.

С позиций сигнально-статистической модели процедура предварительной обработки изображений предусматривает три этапа.

На первом этапе осуществляется выбор параметров сигнально-статистической модели:

- исследуются характер и статистические свойства помехи, выбирается адекватный поставленной задаче центр группирования и способ его оценки, отвечающий требованиям состоятельности, несмещенности и эффективности;

- выбирается размерность и форма апертуры («окна»), в которой производится обработка $\mathbf{D}(n, m)$, где n, m – координаты в апертуре и $\mathbf{D} \subset \mathbf{F}$;

- рассчитываются частотная и импульсная характеристики (функции рассеивания точки), определяется взвешивающая функция, обеспечивающая необходимое преобразование полезного сигнала (изображения) и снижение уровня помех.

На втором этапе реализуется модель предварительной обработки (в скользящем «окне»):

$$g(x, y) = \Phi[\{f(x + n, y + m)\}, \quad (n, m) \in D], \quad (2)$$

где Φ – оператор преобразования отсчетов входного сигнала $\{f\}$.

Оператор преобразования предусматривает следующую последовательность действий:

- фиксируется обрабатываемый отсчет (пиксель) $f(x, y)$ и его окрестность $f(x + n, y + m)$, определяемая размерностью апертуры \mathbf{D} ;

- в зависимости от координат относительно обрабатываемого отсчета (пикселя) все составляющие окрестности взвешиваются;

- производится оценка выбранного априорно центра группирования взвешенного сигнала (изображения) внутри окрестности;

- значение обрабатываемого пикселя замещается на значение оценки центра группирования $g(x, y)$.

На третьем этапе производится оценка качества и эффективности предварительной обработки, оценка ее влияния на функционально-информационный критерий эффективности ИСОРИ в целом.

Достоинством такой модели является учет вида помехи, который позволяет производить обоснованный выбор центра группирования и метода его статистической оценки (1, 4).

Недостатки модели – во-первых, трудности, связанные с оценкой статистических параметров моделей помеховой ситуации ($R(x, y_i)$; $N(x, y_i)$ и $T(x, y_i)$) и, во-вторых, данная модель не учитывает особенности формирования сигнала $I_k(x, y_i)$. Эти недостатки приводят к размытию или искажению границ объектов, что существенно снижает эффективность предварительной обработки.

Для устранения этих недостатков в работе предлагается использовать составной фильтр, базирующийся на статистике нечисловых данных [5] и учитывающий как вид помеховой ситуации (сигнально-статистическая фильтрация) так модель формирования сигнала (нечеткая фильтрация – НФ, основанная на статистике нечисловых величин). Определим модель фрагмента строки изображения, полагая, что

внутри геометрические размеры обрабатываемого фрагмента не превышают минимальных размеров ступени, следующим образом:

$$I_k = a_0 + a_1 S_k, \quad (3)$$

где a_0 – уровень фона; S_k – бинарный эталонный сигнал; a_1 – амплитуда сигнала.

Согласно (3) полутоновое изображение всегда можно привести к бинарному.

Предлагается использовать нечеткую фильтрацию, которая учитывает как модель фрагмента строки изображения (по вычисленному приращению сигнала и решению о характере границы объекта), так и вид помехи.

НФ базируется на модели (6), в которой малое нечеткое приращение соответствует фону, большое – границам объектов. НФ предусматривает выполнение следующих 3 основных этапов: переход к нечетким входным переменным, создание базы правил и формирование результата.

1. Вводятся нечеткие переменные (НП) – «приращение» и «направление». НП «приращение» определяет наличие перепада интенсивности и включает две лингвистические переменные – «малое» и «большое». Приращение центрального пикселя (x,y) в направлении D ($D \in \{NW, N, NE, E, SE, S, SW, W\}$) определяется как разность между пикселем с координатами (x,y) и одним из соседних пикселей в направлении D (рис. 1, а). Значение приращения обозначается $\Delta D(x,y)$, и вычисляется с учетом направлений. Например:

$$\Delta N(x,y) = I(x,y-1) - I(x,y) \text{ и}$$

$$\Delta NW(x,y) = I(x-1,y-1) - I(x,y).$$

Например, функции принадлежности $\mu(u)$ переменной «малое» – $\mu_M(u)$ и «большое» – $\mu_B(u)$ определяются по выражениям (рис. 1, б):

$$\mu_M(u) = \begin{cases} 1, & u < u_0 \\ \frac{u_1 - u}{u_1 - u_0}, & u_0 < u < u_1; \\ 0, & u > u_1 \end{cases}$$

$$\mu_B(u) = \begin{cases} 1, & u > u_1 \\ \frac{u - u_1}{u_0 - u_1}, & u_0 < u < u_1. \\ 0, & u < u_0 \end{cases} \quad (4)$$

НП «направление» определяет направления перепада и включает две нечеткие переменные – «положительное» и «негативное».

2. Формируется база из 16 правил – для каждого направления, применяются два нечетких правила, которые учитывают НП «приращение» и «направление». При составлении правил учитывается – если два значения приращений из трех малые, то можно предположить, что в рассматриваемом направлении отсутствуют границы объектов.

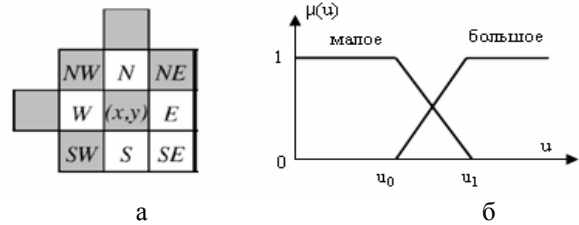


Рис. 1. а – фрагмент изображения; б – нечеткая переменная «приращение»

Например, правило решения Δ^F о наличии перепада в окрестности точки (x, y) по нечетким приращениям формулируется следующим образом:

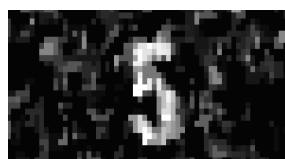
if (ΔNW **малое** *and* ΔN **малое**) *or*
 (ΔW **малое** *and* ΔSW **малое**) *or*
 (ΔS **малое** *and* ΔSE **малое**)
then $\Delta^F(x, y)$ **отсутствует**.

3. Производится формирование результата – определяется модифицированное значение интенсивности в текущей точке $((x, y)$ с учетом помеховой ситуации решения о наличии перепада интенсивности.

Моделирование работы нечеткого фильтра проводилось для изображения, представленного на рис. 2, а, содержащего гауссовскую помеху (отношение сигнал/шум = 2,5).



а



б



в



г

Рис. 2. Результаты моделирования: исходное изображение (а); результат работы медианного фильтра (б), усредняющего фильтра (в) и НФ (г)

Проведена сравнительная оценка работы усредняющей (рис. 2, б), медианной (рис. 2, в) и нечеткой фильтрации (рис. 2, г).

Выводы

Как показал сравнительный анализ, гибридная статистическая фильтрация благодаря оценке нечеткого приращения оказывается более эффективной для устранения разного вида помех, чем сигнально-статистическая модель (2). Кроме того, нечеткая фильтрация лишена основного недостатка многих

низкочастотных фильтров – эффекта «размывания границ».

Все основные виды предварительной обработки изображений, укладываемые в схему модели (2), могут быть расширены с учетом статистики нечисловых данных. Если учесть возможности использования различных окон и комбинирование разных методов оценки центра группирования и взвешивания (параметров модели помехи) и оценки параметров модели, то очевидны возможности такого подхода при решении самых разнообразных задач обработки изображений. Применение предложенного подхода позволяет создавать новые виды предварительной обработки, обеспечивающие повышение эффективности.

Литература

1. Р. Гонсалес, Р. Вудс. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Абакумов В.Г., Крылов В.Н., Антошук С.Г. Предварительная обработка сигналов и изображений // Электроника и связь. – Киев, 2004. – № 21. – С. 64-67.
3. Большаков И.А., Ракошиц В.С. Прикладная теория случайных потоков. М.: Сов. радио, 1978. – 248 с.
4. Тихонов В.И. Статистическая радиотехника. – М.: Радио и связь, 1982. – С. 64-67.
5. Орлов А.И. Нечисловая статистика. М.: Пресс, 2004. – 513 с.
6. E. Kerre and M. Nachtegael, Eds., Fuzzy Techniques in ImageProcessing. // Studies in Fuzziness and Soft Computing. – New York: Springer-Verlag, 2000. – vol. 52 – P. 32-39.

Поступила в редакцию 28.01.2008

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.А. Нестеренко, Одесский национальный политехнический университет, Одесса.