

ИНФОРМАТИКА

УДК 681.3

КОРРЕЛЯЦИОННАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

*чл.-кор. НАН Беларуси, д-р техн. наук, проф. С.В. АБЛАМЕЙКО
(Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси, Минск),
канд. техн. наук С.В. МАЛЬЦЕВ, канд. техн. наук Р.П. БОГУШ
(Полоцкий государственный университет)*

Рассматриваются методы сокращения вычислительных затрат при корреляционной обработке сигналов и изображений. Представлен обобщенный метод факторизации матриц бинарных сигналов и изображений, свободный от ограничений на структуру и размер информационной матрицы. Приведены результаты исследований по сокращению вычислительных затрат. Для повышения эффективности обработки полутонных изображений на основе вейвлет-преобразования предлагается использовать анализ моментов строк и столбцов матриц вейвлет-коэффициентов.

Традиционно цифровая обработка представляется двумя основными направлениями: цифровой фильтрацией и спектральным анализом, но дальнейшее расширение области применения цифровых методов в телекоммуникационных системах и системах обработки изображений позволяет выделить еще одно самостоятельное направление - корреляционный анализ.

Базовой операцией при цифровой обработке информации является операция вычисления свертки [1]. Данная операция широко используется при цифровой фильтрации, идентификации характеристик и оценивании параметров систем, классификации и распознавании образов, прогнозировании и моделировании.

Корреляционная обработка, являясь разновидностью сверточного преобразования, предполагает вычисление корреляционного интеграла между неким эталоном и принятым сигналом. Данный подход используется при выявлении детерминированных (периодических) сигналов в зашумленной реализации, при идентификации изображения и эталона, определении задержки и тракта прохождения сигнала, выявлении случайного сигнала на фоне шумов и является оптимальным с точки зрения критерия максимальной правдоподобия в условиях воздействия гауссовского белого шума [1]. В условиях негауссовских шумов оптимальная обработка входных сигналов часто оказывается нелинейной, но и в этом случае на определенном этапе она требует корреляционной обработки преобразованных сигналов.

1. Корреляционный анализ в задачах обработки сигналов и изображений

Обнаружение объектов и сигналов является составной частью многих прикладных задач [2]. Этой проблеме посвящен ряд работ [3 - 8], в которых обозначен общий подход, заключающийся в вычислении степени соответствия (функции корреляции) между заданным объектом (сигналом) и обрабатываемым изображением (сигналом). При этом величина максимума корреляции служит мерой близости входного изображения (сигнала) и эталона.

Корреляционный анализ сложных дискретных сигналов широко и успешно используется при решении разнообразных радиотехнических задач [1]. Свойства этих сигналов в сочетании с оптимальными методами обработки на основе корреляционного анализа позволяют обеспечить высокую точность измерения дальности до объектов; совместить передачу информации и траекторные измерения; значительно улучшить помехоустойчивость и скрытность радиобмена; вести прием в условиях многолучевого распространения радиоволн и при отрицательном отношении сигнал/шум с высокой достоверностью эффективно использовать частотный диапазон [1].

Для удачного решения рассмотренных задач необходимо в первую очередь обеспечить выполнение процедуры поиска и синхронизации сигнала в условиях ограниченных временных ресурсов. В случае беспомеховой синхронизации в принятый сигнал X длиной N может быть представлен в виде вектора $\bar{X} = (x_0, x_1, \dots, x_{N-1})^T$, а сигнальная матрица C - в виде матрицы-циркулянта, строками которой являются все возможные циклические сдвиги синхроследовательности $\{c_i\}$, $i = 0, 1, \dots, N-1$:

$$C = \begin{bmatrix} c_0 & c_1 & \dots & c_{N-1} \\ c_{N-1} & c_0 & \dots & c_{N-2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_1 & c_2 & \dots & c_0 \end{bmatrix}.$$

Формальной сущностью устройства синхронизации является вычисление вектора

$$\bar{Y} = C \times \bar{X} = (y_0, y_1, \dots, y_{N-1})^T$$

и определение в полученном векторе номера максимальной компоненты.

Технически сущность процедуры беспойсковой синхронизации заключается в определении временной задержки (фазы) принимаемого сигнала по отношению к опорному и осуществляется на основе вычисления функции корреляции между принимаемым сигналом и рядом сдвинутых на величину интервала разрешения копий опорного сигнала [1].

Задача декодирования кода методом максимального правдоподобия сводится к определению номера максимальной компоненты вектора $B = (b_0, b_1, \dots, b_{m-1})^T$, который является результатом вычисления произведения матрицы кодовых слов G размером $N \times m$ (N – мощность кода; m – длина кода) на принятое слово.

При этом матрица кодовых слов имеет вид:

$$G = \begin{bmatrix} g_{0,0} & g_{0,1} & \dots & g_{0,m-1} \\ g_{1,0} & g_{1,1} & \dots & g_{1,m-1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{N-1,0} & g_{N-1,1} & \dots & g_{N-1,m-1} \end{bmatrix}$$

Таким образом, при декодировании методом максимального правдоподобия определяется корреляционная функция между принятым кодовым словом и всеми словами кодового словаря. В качестве принятого сообщения выбирается слово, соответствующее максимальному значению корреляционной функции [1].

Поиск объектов на изображении методом сопоставления с эталоном является одним из основных методов обнаружения [2]. При этом эталон сравнивается со всеми объектами, находящимися на изображении, путем последовательного перемещения по изображению, как правило, слева направо, сверху вниз. В качестве оценочной величины используется взаимная корреляция между входным и эталонным изображениями.

Корреляционный способ координатной привязки изображений состоит в поэлементном сравнении двух изображений одного и того же объекта, полученного различными датчиками или же в разное время [2]. При этом формируется величина, измеряющая корреляцию между двумя изображениями, и находится положение максимума функции корреляции. Сигналы, характеризующие корреляцию, поступают в автоматическое устройство, которое изменяет взаимную ориентацию эталонных и реальных объектов до тех пор, пока показатель их совпадения (функция корреляции) не превысит значения пороговой величины. Поэтому в общем случае рассмотренные задачи обработки изображений предполагают не только вычисление взаимной корреляции, но и последующее сравнение ее значения с ее пороговым уровнем.

Следует отметить, что корреляционная обработка использует растровое представление объекта. Растровое изображение, в общем случае, это двумерная матрица, состоящая из большого числа пространственно упорядоченных дискретных элементов, каждый из которых может иметь при одинаковых размерах отличное от других элементов значение оптических характеристик (цвет, насыщенность и проч.).

Растровое представление изображения является очень привлекательным для обработки, поскольку обладает рядом существенных преимуществ по сравнению с векторным представлением; отсутствие потери информации о распознаваемых объектах; простота вычисления ряда параметров; отсутствие необходимости в очень трудоемких растр векторных преобразованиях, которые зачастую отнимают большую часть времени, отведенную на обработку изображений.

Формальная постановка задач корреляционного анализа сигналов и изображений весьма схожа - и в том и в другом случае осуществляется вычисление функции корреляции эталонного и принятого сигналов, а принятие решения осуществляется на основе сравнения с пороговым уровнем.

Схожесть задачи корреляционного анализа сигналов и изображений усиливается при использовании векторно-матричного представления для вычисления корреляционных функций изображений. При обработке изображений матрица коэффициентов корреляции формируется в результате вычисления произведения растровых матриц эталона и полученного изображения, что, по сути, является специальной формой двумерной обработки сигнала, используемой для извлечения информации об изображении [2, 13 - 17].

2. Вычислительные затраты при корреляционной обработке

2.1. Корреляционная обработка

на основе векторно-матричного представления сигналов и изображений

Основной недостаток корреляционных методов обработки состоит в том, что при обработке требуются значительные вычислительные, а следовательно и временные, затраты для решения практических задач. Особенно это становится заметным при обработке изображений из-за многомерности представления информации [2]. Использование дискретных ортогональных преобразований (Фурье, Адамара, Хаара, Хартли и др.) с быстрыми вычислительными процедурами и специализированными программно-аппаратными средствами [2] значительно улучшает ситуацию, но проблема повышения быстродействия остается.

При цифровой обработке информации входной сигнал представляет поток чисел, и оптимальная обработка реализуется либо при помощи специализированного вычислителя, либо программно, с использованием машинной обработки. В том и в другом случае время обработки определяется количеством элементарных операций, которые необходимо выполнить. Следовательно, сокращение времени цифровой обработки сводится к минимизации объема вычислений, т.е. к уменьшению вычислительных затрат.

Для вычисления корреляционных функций бинарных сигналов и изображений эффективными являются прямые методы векторно-матричного умножения, основанные на факторизации сигнальных матриц или растровых матриц эталонов-изображений [9 - 18].

Для бинарных сигналов существует ряд быстрых алгоритмов вычисления векторно-матричного произведения, которые основаны на свойствах сигнальных матриц, допускающих их факторизацию.

Одним из важнейших свойств сигнальных матриц, определяющим возможность факторизации, является связь с матрицами Адамара, построенными на основе функций Уолша. Значительное сокращение вычислительных затрат при обработке таких сигналов достигается за счет получения структуры сигнальной матрицы путем перестановки строк и столбцов, схожей со структурой Адамара, и использования свойств матриц Адамара при факторизации.

В связи с тем, что растровые бинарные изображения обладают произвольной внутренней структурой и произвольными размерами, использование свойств матриц Адамара для непосредственной факторизации растровых матриц изображений невозможно.

2.2. Обработка сигналов

Для ряда нелинейных сигналов с хорошими корреляционными свойствами (квадратично-вычетные коды, коды Зингера, коды Якоби, последовательности Холла и характеристические последовательности) неизвестна связь их сигнальных матриц с матрицами Адамара. Поэтому для корреляционной обработки таких сигналов предложен универсальный подход к построению алгоритмов факторизации произвольных матриц бинарных сигналов, в основе которого лежит следующая теорема [9]: Любую матрицу A , состоящую из ± 1 , размером $N \times m$ можно представить в виде произведения h слабозаполненных множителей, причем каждый из множителей содержит не более двух единиц в строке и $h = \lceil \log_2 m \rceil$, где $\lceil x \rceil$ – наименьшее целое, большее или равное x .

При факторизации произвольных бинарных матриц по данному методу верхняя граница сложности вычисления векторно-матричного произведения определяется из формулы [9]:

$$S_{ав} \approx \begin{cases} 3 + \frac{N}{4}, & \text{если } N \leq 128; \\ 19 + \frac{N}{8}, & \text{если } 128 \leq N \leq 2^{15}. \end{cases}$$

Дальнейшее повышение эффективности корреляционной обработки возможно за счет представления техники вычисления векторно-матричного произведения в виде двух процедур: внутренней (умножение входного вектора на блок-матрицы) и внешней (сложение результатов внутренних вычислений) [18, 19]. Эффективность выполнения внутренней процедуры предложенным в [9] алгоритмом прямого вычисления векторно-матричного произведения (ВМП) улучшается, если расположить строки подматрицы по коду Грея, т.е. в таком порядке, чтобы две соседние строки отличались только в одной позиции.

Модифицированная матрица $W_M(m)$ размером $2^{m-1} \times m$, полученная из матрицы полного кода $W(m)$ путем исключения всех двоичных чисел, представляющих инверсию других чисел, может быть фактори-

зована на основе леммы [18]. Матрицу вида $W_M(m)$ с элементами w_{ij} можно представить в виде произведения 2^{m-1} слабозаполненных матриц:

$$W_M(m) = \prod_k V_k, \quad k \in \{2^{m-1}-1, \dots, 0\},$$

где каждая матрица V_k с элементами v_{ij}^k имеет размер:

$$\begin{cases} m \times m, & \text{если } k = 0; \\ (m+k) \times (m+k-1), & \text{если } 0 < k < 2^{m-1}-1; \\ 2^{m-1} \times (m+k-1), & \text{если } k = 2^{m-1}-1 \end{cases}$$

и каждый элемент v_{ij}^k определяется как

$$v_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{если } k = 0, i = 0, j - \text{любое}; \\ 2, & \text{если } k = 0, j = i \neq 0; \\ 1, & \text{если } k \neq 0, j = i < k; \\ 1, & \text{если } k \neq 0, j+1 = i = k; \\ \left(w_{k, (j-k+1)} - w_{i, (j-k+1)} \right) / 2, & \text{если } k \neq 0, i = k, j \geq k; \\ 1, & \text{если } k \neq 0, j+1 = i > k; \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases}$$

Согласно лемме, матрица $W_M(m)$ раскладывается на 2^{m-1} слабозаполненных сомножителей. Умножение вектора на первую матрицу-сомножитель потребует выполнения $m-1$ операций типа сложение/вычитание. Следует отметить, что умножение на 2 может осуществляться с помощью поразрядного сдвига и в случае аппаратной реализации производится за счет операций перестановки (сдвига) между элементами устройства, временные затраты на ее реализацию могут не учитываться. Вычисление ВМП на последующих итерациях потребует одной операции типа сложение/вычитание при умножении вектора на каждый из оставшихся сомножителей. Таким образом, для вычисления произведения произведения вектора на факторизованную матрицу $W_M(m)$ необходимо выполнить не более $(m+2^{m-1}-2)$ операций.

Использование факторизации матрицы полного кода сокращает количество необходимых операций на величину порядка $2^{\frac{m}{2}}$ для каждой блок-матрицы при выполнении внутренней процедуры вычисления ВМП.

Количество вариантов факторизации матрицы определяется возможным числом столбцов в блоке подматрицы при выполнении внутренней процедуры. Поэтому проведено исследование зависимости вычислительной сложности векторно-матричного умножения от числа столбцов в блоке при факторизации матриц фиксированных размеров.

По результатам работы установлено, что минимальный уровень сложности вычислений достигается при разбиении квадратной матрицы размером $2^m \times 2^m$ на блоки размером $(m-1)$ и уменьшение верхней границы сложности составляет величину 20...25 %. При этом вычислительная сложность ВМП определяется как

$$S_{\text{opt}} = \frac{2^{m-1}-2}{m} + \left\lfloor \frac{N}{m} \right\rfloor.$$

На основе данного метода факторизованы матрицы-циркулянты квадратично-вычетных кодов и характеристических последовательностей и определен их реальный коэффициент сложности вычисления ВМП. Результаты проведенных исследований показывают, что применение разработанного алгоритма для обработки таких сигналов обеспечивает сокращение вычислительных затрат в несколько раз по сравнению с традиционным методом векторно-матричного умножения (рис. 1). Причем с увеличением длины сигнала выигрыш увеличивается.

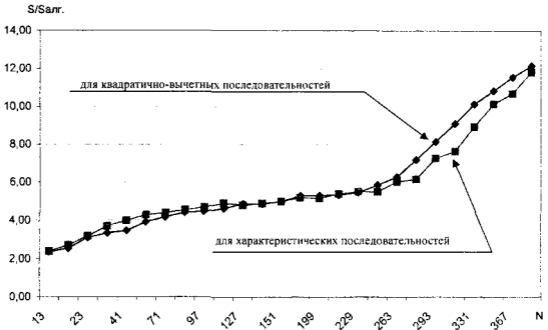


Рис. 1. Уменьшение вычислительных затрат:

S — сложность традиционного метода вычисления векторно-матричного произведения;
 Salg. — реальная вычислительная сложность при использовании разработанного алгоритма

2.3. Обработка изображений

Обработка бинарных изображений. Рассмотрим задачу корреляционного поиска заданного объекта $A = \{a_{ij}\}$ размером $n \times n$ на изображении $D = \{d_{ij}\}$ размером $N \times N$. Для организации поэлементного сравнения пикселей объекта и изображения первоначально выделим блок элементов изображения размером $N \times n$. Тогда формальной сущностью поиска объекта A на выделенном блоке $D_i = \{d_{ij}\}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$ является определение корреляции совокупности строк объекта и строк изображения.

Поскольку целью обнаружения является весь объект, формальным условием нахождения объекта A в выделенном блоке D_i является последовательное совпадение n строк A и n строк D_i . Признаком выполнения этого условия является совокупность максимальных коэффициентов корреляции. Причем эти коэффициенты должны располагаться на одной из главных диагоналей матрицы H , что формально следует из определения произведения матрицы на матрицу. Начало размещения A в D_i определяется позицией первого элемента p -той диагонали матрицы H .

Математически данная процедура представляется в виде вычисления произведения транспонированной матрицы выделенного блока на матрицу объекта:

$$H = A \times D_i^T,$$

где H — матрица коэффициентов корреляции строк выделенного фрагмента изображения и строк объекта.

Операцию выделения p -той диагонали с максимальными элементами в матрице H можно представить в виде анализа элементов вектора \overline{X}_p , которые определены как

$$\overline{X}_p = \sum_{i=1}^n h_{i, i+p}.$$

Решение о наличии объекта A в p -той зоне выделенного блока D , принимается на основе сравнения элементов вектора \overline{X} с пороговым уровнем, определенным отношением сигнал/шум на изображении D .

В практических приложениях часто встречается задача поиска объекта с учетом инвариантности к повороту на 180° относительно горизонтальной оси. В матричном представлении поворот объекта A относительно горизонтальной оси на 180° предполагает простую перестановку строк. Для объекта разме-

ром $m \times n$, расположенном на изображении размером $M \times N$ в строках с i -той по k -тую, поворот объекта можно представить в виде замены i -той строки на k , $i-1$ на $k-1$, $i-2$ на $k-2$ и т.д. Если $m \neq 0 \pmod{2}$, то строка с номером $\frac{i+k}{2}$ не изменит своего положения.

Операцию перестановки строк с i -той позиции на j -тую в матричном виде можно реализовать, умножив слева исходную матрицу на соответствующую матрицу перестановок. Следовательно, процедура вычисления корреляционной матрицы H_1^R объекта A и фрагмента изображения D_1 с учетом поворота объекта относительно горизонтальной оси на 180° определяется как

$$H_1^R = A \cdot (P_1 \cdot P_2 \cdot \dots \cdot P_{m-2} \cdot D_1)^T.$$

Известно, что $(F \cdot G)^T = G^T \cdot F^T$, поэтому

$$H_1^R = A \cdot D_1^T \cdot P_1^T \cdot P_2^T \cdot \dots \cdot P_{m-2}^T = H_1 \cdot P_1^T \cdot P_2^T \cdot \dots \cdot P_{m-2}^T.$$

Тогда, обнаружение повернутого объекта возможно путем анализа коэффициентов корреляции, расположенных на p -х второстепенных диагоналях матрицы H_1 на основе анализа элементов вектора \bar{Y} :

$$\bar{Y}_p = \sum_{i=0}^1 h_{i, i+p}.$$

Для бинарных изображений процедуру корреляционного поиска можно значительно упростить, если применять простые арифметические действия вместо спектрального преобразования. Метод прямого вычисления матричного произведения хотя и не требует выполнения операций умножения, но характеризуется значительными вычислительными затратами из-за необходимости реализации большого числа операций типа сложение-вычитание. Уменьшение вычислительной сложности векторно-матричного умножения, в общем случае, может быть достигнуто за счет использования факторизации исходной матрицы. Следовательно, сокращение вычислений при корреляционной обработке бинарных изображений возможно за счет разложения растровой бинарной матрицы на сомножители [13-17].

Сравнение с известными методами показывает, что применение факторизации для вычисления двумерной корреляции гарантирует сокращение вычислительных затрат, так как достигается уменьшение верхней границы векторно-матричного умножения для объектов не более чем 256×256 пикселей (рис. 2). Однако бинарные изображения характеризуются частичной регулярностью структуры, что обеспечивает повторяемость фрагментов строк растровых матриц и позволяет предположить существенное уменьшение реальных вычислительных затрат по сравнению с верхней границей.

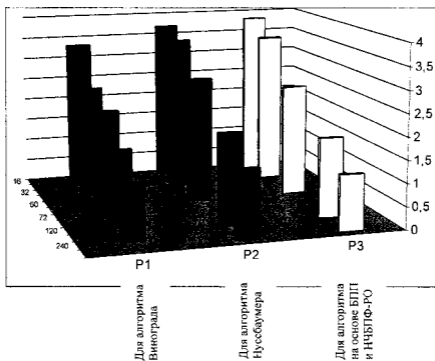


Рис. 2. Уменьшение вычислительных затрат при вычислении двумерной корреляции

Результаты экспериментов по оценке реальных вычислительных затрат для изображений с различной регулярностью структуры представлены в [17] и свидетельствуют, что при обработке изображений на основе факторизации матриц реальные вычислительные затраты будут в несколько раз ниже верхней границы для любых размеров изображений. Выигрыш зависит от структуры изображения, причём с увеличением регулярности структуры выигрыш также будет увеличиваться.

Обработка полутоновых изображений на основе вейвлет-преобразования. Для поиска полутоновых объектов на изображении широко применяются алгоритмы сопоставления с эталоном, реализующие все достоинства метода максимального правдоподобия. Однако алгоритмы данного класса требуют существенных временных затрат. Использование быстрых двумерных ортогональных преобразований позволяет значительно уменьшить объём вычислений и сократить временные затраты при поиске объектов. Традиционно для этого используется быстрое преобразование Фурье, хотя этим методам поиска присущи два недостатка; размытый максимум корреляционной функции и невозможность обнаружения повернутых и масштабируемых объектов. Преодоление недостатков приводит либо к значительным вычислительным затратам, либо к снижению достоверности обнаружения. Перспективным представляется организация процедуры поиска объектов на изображении с использованием вейвлет-преобразования, при котором осуществляется многоуровневое разложение изображения и объекта, а решение о наличии объекта принимается в случае обнаружения его на всех уровнях вейвлет-разложения путем анализа моментов строк и столбцов матриц вейвлет-коэффициентов объекта и изображения.

В общем случае вейвлет-преобразование изображения $f(x, y)$ определяется как корреляция между изображением и семейством вейвлетов $\{\varphi_s(x, y)\}$:

$$W_j(s, t_x, t_y) = \langle f(x, y) \cdot \varphi_s(x, y) \rangle,$$

где вейвлеты $\varphi_s(x, y)$ являются масштабированными и сдвинутыми копиями материнского вейвлета $\varphi(x, y)$:

$$\varphi_{s,t}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{s}} \cdot \varphi\left(\frac{x-t_x}{s}, \frac{y-t_y}{s}\right).$$

где s – параметр масштаба; (t_x, t_y) – параметр сдвига.

Для вейвлет-преобразования цифровых изображений применяют пирамиду Маллата: для каждой строки изображения $f(i, j)$ выполняются операция фильтрации с помощью одномерных низкочастотного фильтра L (с импульсной характеристикой l_1) и высокочастотного фильтра H (импульсная характеристика – h_1) и операция децимации в два раза. В результате формируются матрица низкочастотных коэффициентов $f_L(i, j)$ и матрица высокочастотных коэффициентов $f_H(i, j)$. Затем для каждого столбца полученных матриц выполняются операции фильтрации и децимации, в итоге формируются четыре матрицы (изображения) $f_{LL}(i, j)$, $f_{LH}(i, j)$, $f_{HL}(i, j)$ и $f_{HH}(i, j)$. Изображение $f_{LL}(i, j)$ представляет собой аппроксимацию изображения $f(i, j)$, а изображения $f_{LH}(i, j)$, $f_{HL}(i, j)$ и $f_{HH}(i, j)$ содержат детализирующую информацию.

Рассмотрим задачу поиска объекта $P = \{p_{i,j}\}$ размером $M_1 \times M_2$ ($M_1 = 2^u, M_2 = 2^v, u, v \in Z$) на изображении $A = \{a_{i,j}\}$ размером $N_1 \times N_2$ с использованием вейвлет-преобразования. Предварительно выполняется $n = \log_2[\min(M_1, M_2)]$ этапов быстрого диадного вейвлет-преобразования объекта. При этом используется вейвлет Хаара с длиной фильтров $L = 2$ [20], что обеспечивает минимальные вычислительные затраты при выполнении преобразования. Детализирующие коэффициенты наиболее чувствительны к действию шума, поэтому для поиска используем только значения аппроксимирующих коэффициентов [20]:

$$P^{k+1}(i, j) = \sum_{k_1=0}^{i-1} \left(\sum_{k_2=0}^{j-1} P^k(2i+k_1, 2j+k_2) \cdot l_{k_1} \right) \cdot l_{k_2},$$

где $g = 0, n, i = 0, M_1/2^{k+1} - 1, j = 0, M_2/2^{k+1} - 1, P^0 = P$.

Для изображения также выполняется n этапов инвариантного к сдвигу вейвлет-преобразования, которое заключается в вычислении быстрого диадного вейвлет-преобразования для всех сдвигов вейвлетов.

Таким образом, формальная сущность поиска объекта на изображении с использованием вейвлет-преобразования заключается в сравнении аппроксимирующих коэффициентов вейвлет-разложения объекта и изображения для всех возможных смещений окна в зоне поиска и для всех уровней вейвлет-разложения. При этом осуществляется многоуровневый анализ изображения: только после обнаружения объекта на g уровне осуществляется поиск на $g-1$ уровне разложения. Решение о наличии объекта принимается в случае его обнаружения на всех уровнях вейвлет-разложения. Для сравнения вейвлет-коэффициентов на g -том уровне $\left(\frac{M_1}{2^g} \times \frac{M_2}{2^g}\right)$ вейвлет-коэффициентов анализируемого изображения выбираются с шагом, равным 2^g .

При решении задачи поиска объекта на изображении входной сигнал является стохастическим, т.е. его можно оценить только с помощью статистических законов. Одной из наиболее употребляемых характеристик стохастического сигнала является амплитудная плотность, которая характеризует среднее значение сигнала, определяемое в результате усреднения по времени и соответствующее первому моменту плотности распределения амплитуд. Очевидно, что за равное время усреднения одинаковым моментам плотности распределения амплитуд может соответствовать бесконечное множество форм сигналов, поэтому для растровой матрицы изображения $A = \{a_{i,j}\}$ размером $N \times N$ вводятся моменты строк R^A и столбцов C^A [21]:

$$R_i^A = N^{-1} \sum_{j=0}^{N-1} a_{i,j}, \quad i = \overline{0, N-1}, \quad C_j^A = N^{-1} \sum_{i=0}^{N-1} a_{i,j}, \quad j = \overline{0, N-1},$$

тогда два изображения считаются идентичными, если у них совпадают вектора моментов строк и столбцов. На некоторых этапах разложения векторы вейвлет-коэффициентов представлены всего несколькими отсчетами, и использование в этом случае традиционного коэффициента корреляции как функции сравнения двух векторов приводит к частым «ложным» срабатываниям и, как следствие, к снижению скорости действия. Поэтому для сравнения двух векторов предложено выражение:

$$K(A, B) = \prod_{i=0}^{N-1} \frac{\min(A_i + 1, B_i + 1)}{\max(A_i + 1, B_i + 1)},$$

где A и B – соответствующие сравниваемые векторы моментов строк или столбцов.

Проведенные эксперименты подтвердили правильность выбранного подхода для обработки полутоновых и цветных изображений, представленных в системе RGB. На рис. 3 представлены результаты поиска объекта размером 64×64 пикселей на изображении размером 300×300 пикселей.

На рис. 4 показана функция соответствия для обрабатываемого изображения и объекта для некоторых этапов вейвлет-разложения (g). Очевидно, что с уменьшением g происходит значительное сокращение зоны поиска на каждом уровне вейвлет-разложения за счет исключения из зоны поиска фрагментов изображения, для которых функция соответствия не превысила пороговое значение на предыдущем уровне.

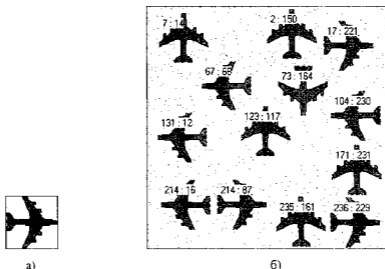


Рис. 3. Результаты эксперимента:
а – эталон; б – обработанное изображение

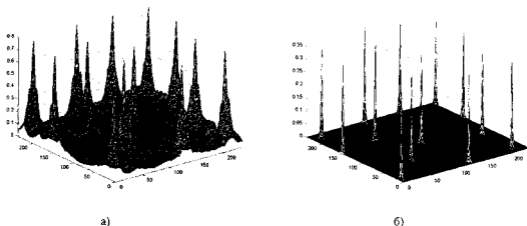


Рис. 4. Функция соответствия на различных уровнях вейвлет-разложения:

а – $g = 3$; б – $g = 1$

3. Перспективные направления развития корреляционной обработки

Перспективными направлениями дальнейшего развития корреляционных методов обработки изображений является разработка алгоритмов, инвариантных к размерам и поворотам объекта и эталона. Данная проблема актуальна для систем автоматического распознавания радиолокационных изображений бортовых РЛС и алгоритмов автоматического сопровождения целей [3, 5, 22]. Возможными путями решения этой проблемы является сочетание классических корреляционно-экстремальных алгоритмов и модифицированных алгоритмов с сегментацией [22].

Несомненный интерес для совершенствования алгоритмов корреляционной обработки представляет проблема адаптированного выбора порога, поскольку использование амплитудного принципа формирования порога ограничивает эффективность алгоритма при невысоком качестве изображения.

Вычисление корреляционных функций с использованием систолических структур позволяет значительно улучшить качественные характеристики систем обработки информации, поскольку позволяют сочетать возможности алгоритмов на основе векторно-матричной алгебры с мощной технической поддержкой.

Таким образом, сочетание оптимальных алгоритмов вычисления корреляционных функций сигналов и изображений с постоянно улучшающимися параметрами аппаратных средств систем обработки информации (возрастает мощность современных вычислительных систем, быстро развиваются математические средства, создаются специпроцессоры, ориентированные на обработку растровых изображений) ведет к тому, что основной недостаток корреляционной обработки, заключающийся в значительных вычислительных затратах, будет оказывать все меньшее влияние на практическое применение корреляционных методов обработки.

ЛИТЕРАТУРА

1. Лосев В.В., Бродская Е.Б., Коржик В.И. Поиск и декодирование сложных дискретных сигналов / Под. ред. В.И. Коржика. - М.: Радио и связь, 1988. - 244 с.
2. Крот А.М., Минервина Е.Б. Быстрые алгоритмы и программы цифровой спектральной обработки сигналов и изображений. - Мн.: Выш. шк., 1995. - 407 с.
3. Цивлин И.П. Автоматическое распознавание радиолокационных изображений в бортовой РЛС // Радиотехника. - 2002. - № 9. - С. 43 - 50.
4. Tsai D.-M., Chien- Ta L., Chen J.-F. The Evaluation of Normalized Cross Correlations for Defect Detection // Pattern Recognition Letters. - 2003. - V. 24, № 15. - P. 2525 -2535.
5. Ключко В.К., Курилкин В.В., Шейнина И.В. Сравнительный анализ алгоритмов распознавания изображений объектов бортовыми РЛС // Радиотехника. - 2003. - № 12. - С. 3 - 8.
6. Object Localization by Bayesian Correlation / J. Sullivan, A. Blake, M. Isard, J. MacCormick // Proc. Int. Conf. Computer Vision. - 1999. - P. 1068 - 1075.
7. McKenna S., McGillis W. Performance of digital image velocimetry processing techniques // Experiments in Fluids. - 2002. - № 32. - P. 106 - 115.

8. Bogush R., Maltsev S., Ablameyko S., A Gray-Scale Object Correlation Detection // Proc. of 7 Int. Conf Pattern Recognition and Information Processing- Minsk, 2003. - V. 1. - P. 87 -91.
9. Лосев В.В., Мальцев С.В. Факторизация матриц бинарных сигналов // Радиотехника и электроника. - 1992. - Т. 37, № 12. - С. 2190- 2198.
10. Мальцев С.В., Богуш Р.П. Сокращение сложности вычисления векторно-матричного произведения при цифровой обработке бинарных сигналов // Цифровая обработка информации и управление в чрезвычайных ситуациях: Материалы межд. конф., Минск, 28 - 30 ноября 2000 г. - Мн., 2000. - 4. 1.-С. 25 -30.
11. Мальцев С.В., Богуш Р.П. Быстрое декодирование кодов на основе последовательностей де Брейна // Изв. вузов. Радиоэлектроника. - 2000. - № 2. - С. 79 - 80.
12. Мальцев С.В., Богуш Р.П. Уменьшение аддитивных затрат процедуры беспонковой синхронизации сигналов на основе двузначных характеров // Известия Белорусской инженерной академии. - 2001. - № 1(11)2. - С. 26 -28.
13. Абламейко С.В., Богуш Р.П., Мальцев С.В. Сокращение вычислительных затрат при корреляционной обработке бинарных изображений // Цифровая обработка изображений. - 2001. - Вып. 5. - С. 130 - 141.
14. Correlation Binary Image Processing Based on Matrix Factorisation / R. Bogush, S. Maltsev, S. Ablameyko, S. Kamata // Proc. of 6 Int. Conf Pattern Recognition and Information Processing. - Minsk, 2001. - V. 1. - P. 87- 93.
15. An Efficient Correlation Computation Method for Binary Images Based on matrix Factorisation / R. Bogush, S. Maltsev, S. Ablameyko et al. // Proc. of 6 Int. Conf. on Document Analysis and Recognition. - Seattle, 2001.-P.312-316.
16. Абламейко С.В., Богуш Р.П., Мальцев С.В. Поиск бинарных объектов на изображении с использованием факторизации растровых матриц // Цифровая обработка информации и управление в чрезвычайных ситуациях: Материалы III междунар. конф., Минск, 28 - 30 мая 2002 г. - Мн., 2002. - Ч. 1. -С. 63 - 68.
17. Ablameyko S., Bogush R., Maltsev S. Correlation Search for Binary Objects in Images by Factorizing Raster Matrices // Pattern Recognition and Image Analysis. - 2002. - V. 12, № 3. - P. 267 - 278.
18. Мальцев С.В., Богуш Р.П. Сокращение вычислительной сложности процедуры синхронизации нелинейных бинарных сигналов // Радиотехника. - 2004. - № 1. - С. 6 - 12.
19. Мальцев С.В., Богуш Р.П. Оптимизация блочного разбиения бинарных матриц для цифровой обработки сигналов // Доклады БГУИР. - 2003. - № 2/2. - Т. 1. - С. 88 - 93.
20. Аниськович А.А., Богуш Р.П. Применение вейвлет-преобразования для поиска объектов на изображении // Проблемы проектирования и производства радиоэлектронных средств: Материалы междунар. конф., Новополоцк, 26 - 28 мая 2004 г. -Новополоцк, 2004. - Т. 2. - С. 29 - 32.
21. Богуш Р.П., Мальцев С.В., Аниськович А. А. Поиск объектов на изображении с использованием вейвлет-преобразования // Обработка информации и управление в чрезвычайных и экстремальных ситуациях: Докл. IV междунар. конф., Минск, 29 ноября - 1 декабря 2004 г. - Мн., 2004. - С. 164 - 169.
22. Гайденков А.В., Епатко И.В., Злобин В.Е. Корреляционный алгоритм автоматического сопровождения наземных целей // Радиотехника. - 2003. - № 3. - С. 3 - 12.