

УДК 004.93'1: 311.2: 519.24: 004

DOI: 10.15827/2311-6749.19.182

АЛГОРИТМ ПРЯМОГО ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ

*В.К. Кемайкин, к.т.н., доцент; Е.А. Арнольдова, магистрант, katj_000@mail.ru
(Тверской государственный технический университет, наб. Аф. Никитина, 22,
г. Тверь, 170026, Россия)*

Аннотация. В данной статье представлены основы теории вейвлет-преобразования и многомасштабного анализа без строгих доказательств математических утверждений, кратко рассмотрены основные области применения вейвлетов. Кроме того, представлен алгоритм прямого вейвлет-преобразования изображения.

Ключевые слова: вейвлет, распознавание, преобразование, Хаар, анализ, мультивейвлет, сигнал, масштаб.

Идеи теории вейвлетов возникли, когда появилось достаточное количество рядов экспериментальных данных, обработка которых стандартным и хорошо развитым методом преобразований Фурье показала его ограниченность для поиска закономерностей в них. Свою роль сыграло и бурное развитие вычислительной техники, что позволило численно решать такие задачи, которые до этого были просто неподъемными. Одним из первых определенную недостаточную информативность анализа Фурье понял А. Хаар, который в 1910 году опубликовал систему базисных функций, обладающую основными свойствами вейвлетов (сам термин появился значительно позже – через 70 с лишним лет). Система функций Хаара обладала главными свойствами, специфичными для вейвлетов: локальной областью определения (ограниченными носителями), ортогональностью и единичной нормой, нулевым средним и самоподобием (автомодельностью). В настоящее время, однако, многие исследователи, особенно работающие в практических приложениях, понимают под вейвлетами более широкий класс функций. Это и вейвлет-локальные тригонометрические базисы (вейвлеты Малвары), и мультивейвлеты, и так называемые вейвлеты второго поколения, не являющиеся сдвигами и растяжениями одной базисной функции [1].

Вейвлеты непосредственно связаны с многомасштабным анализом и обработкой сигналов различной природы. Предположим, мы хотим изучить какой-то сигнал, например временной ряд. Идея многомасштабного анализа состоит в том, чтобы взглянуть на сигнал при различных масштабах: условно говоря, сначала – под микроскопом, затем – через лупу, потом – на расстоянии нескольких шагов и наконец – совсем издали. И при каждом масштабе рассмотрения вейвлет-анализ позволяет увидеть те особенности сигнала, которые характерны для данного масштаба, эффективно отфильтровывая влияние других масштабов [1].

Перечислим некоторые области, где использование вейвлетов может оказаться (или уже является) весьма перспективным [2].

Обработка экспериментальных данных. Поскольку вейвлеты появились именно как механизм обработки экспериментальных данных, их применение для решения подобных задач представляется весьма привлекательным до сих пор. Вейвлет-преобразование дает наиболее наглядную и информативную картину результатов эксперимента, позволяет очистить исходные данные от шумов и случайных искажений и даже на глаз подметить некоторые особенности данных и направление их дальнейшей обработки и анализа.

Обработка изображений. Наше зрение устроено так, что мы сосредоточиваем свое внимание на существенных деталях изображения, отсекая ненужное. Используя вейвлет-преобразование, мы можем сгладить или выделить некоторые детали изображения, увеличить или уменьшить его, выделить важные детали и даже повысить его качество.

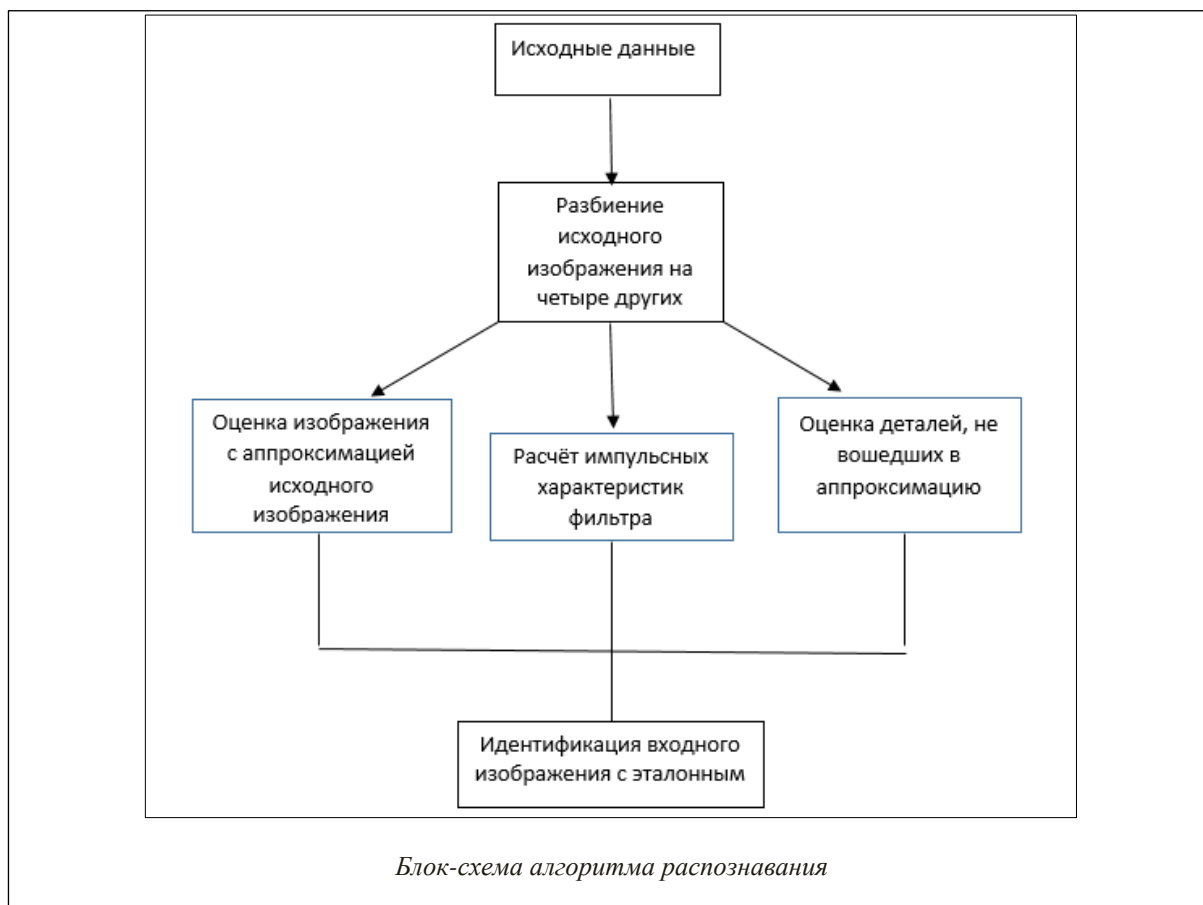
Сжатие данных. Особенностью ортогонального многомасштабного анализа является то, что для достаточно гладких данных полученные в результате преобразования детали в основном близки по величине к нулю и, следовательно, очень хорошо сжимаются обычными статистическими методами. Огромным достоинством вейвлет-преобразования является то, что оно не вносит дополнительной избыточности в исходные данные и сигнал может быть полностью восстановлен с использованием тех же самых фильтров. Кроме того, отделение в результате преобразования деталей от основного сигнала позволяет очень просто реализовать сжатие с потерями – достаточно просто отбросить детали на тех масштабах, где они несущественны. Стоит подчеркнуть, что изображение, обработанное вейвлетами, можно сжать в 3–10 раз без существенных потерь информации (а с допустимыми потерями – до 300 раз!). В качестве примера отметим, что вейвлет-преобразование положено в основу стандарта сжатия данных JPEG4.

Нейросети и другие механизмы анализа данных. Большие трудности при обучении нейросетей (или настройке других механизмов анализа данных) создает сильная зашумленность данных или наличие

большого числа особых случаев (случайные выбросы, пропуски, нелинейные искажения и т.п.). Такие помехи способны скрывать характерные особенности данных или выдавать себя за них и могут сильно ухудшить результаты обучения. Поэтому рекомендуется очистить данные прежде чем анализировать их. По уже приведенным выше соображениям, а также благодаря наличию быстрых и эффективных алгоритмов реализации вейвлеты представляются весьма удобным и перспективным механизмом очистки и предварительной обработки данных для использования их в статистических и бизнес-приложениях, системах искусственного интеллекта и т.п.

Системы передачи данных и цифровой обработки сигналов. Благодаря высокой эффективности алгоритмов и устойчивости к воздействию помех вейвлет-преобразование является мощным инструментом в тех областях, где традиционно использовались другие методы анализа данных, например преобразование Фурье. Возможность применения уже существующих методов обработки результатов преобразования, а также характерные особенности поведения вейвлет-преобразования в частотно-временной области позволяют существенно расширить и дополнить возможности подобных систем.

Распознавание изображений, полученных в результате приема пришедшей от распознаваемого объекта пространственно распределенной электромагнитной энергии, является актуальной задачей современной радиолокации. Один из путей ее решения – создание для обработки принимаемых изображений алгоритмов, использующих методы цифровой обработки данных. Однако вследствие трудоемкости известных алгоритмов распознавания возникает проблема обеспечения ее решения в реальном масштабе времени с высокой степенью качества. Предлагается новый алгоритм распознавания, полученный с использованием математического аппарата вейвлет-преобразования, который позволяет найти одно из решений данной задачи [3]. Блок-схема данного алгоритма распознавания представлена на рисунке.



Информация о *принятом кадре изображения* (ПКИ) в результате его дискретизации на основе методов цифровой обработки содержится в *матрице изображения* (МИ). Индексы каждого элемента этой матрицы совпадают со значениями неотрицательных целочисленных координат каждого пикселя ПКИ, а значение данного элемента равно уровню яркости этого пикселя [4].

В случае двумерного изображения алгоритм прямого *вейвлет-преобразования изображения* (ВПИ) можно представить в следующем виде:

$$BVj(k, l) = \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} h'(2k-n)h'(2l-m)BVj-1(n, m),$$

$$HVj(k, l) = \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} g'(2k-n)h'(2l-m)BVj-1(n, m),$$

$$\begin{aligned}
BHj(k, l) &= \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} h'(2k-n)g'(2l-m)BBj-1(n, m), \\
HHj(k, l) &= \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} g'(2k-n)g'(2l-m)BBj-1(n, m), \\
m, n &= 0 \dots 2^j-1, \quad k, l = 0 \dots 2^{j-1}-1, \quad j = 0 \dots J, \\
L &= 2^j-1, \quad h'(n) = h(L-n-1), \quad g'(n) = g(L-n-1),
\end{aligned}$$

где j – степень разрешения; n и m – координаты пикселей изображения $BBj-1$; k, l – координаты пикселей изображений BBj, HBj, BHj, HHj ; $h(t), g(t)$ – импульсные характеристики пространственных фильтров [5, 6].

Данный алгоритм осуществляет разбиение исходного изображения $BBj-1$ на четыре, одно из которых, BBj , содержит аппроксимацию исходного изображения $BBj-1$ с уменьшенным в два раза разрешением, а три других, HBj, BHj, HHj , те детали изображения, которые не вошли в полученную аппроксимацию.

Импульсная характеристика фильтра $h(t)$ описывается вейвлетом Хаара $Fh(t)$, а импульсная характеристика фильтра $g(t)$ – масштабной функцией Хаара $Dh(t)$ [6]:

$$Fh(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1/2, \\ -1, & \frac{1}{2} \leq t < 1, \\ 0, & t < 0, t \geq 1. \end{cases} \quad Dh(t) = \begin{cases} 1, & \text{если } 0 \leq t < 1, \\ 0, & \text{если } t < 0, 1 \leq t. \end{cases}$$

Выбор таких функций обусловлен их негладкостью в смысле конечных разрывов, позволяющих лучше выделять области изображения, имеющие уровень яркости, отличающийся от уровня яркости граничащих с ним областей, то есть позволяет связывать пиксели в бинарные изображения.

При выполнении идентификации входного изображения с эталонным используется алгоритм обратного ВПИ, восстанавливающий изображение $BBj-1$ из $BB'j, HB'j, BH'j$ и $HH'j$ [5, 6].

Соотношения описывают преобразование исходного изображения BBj в изображение с увеличенной в два раза степенью разрешения $BBj-1$ путем добавления в BBj деталей, содержащихся в изображениях HBj, BHj, HHj , что соответствует восстановлению исходного изображения:

$$\begin{aligned}
BB'j-1(k, l) &= 2 \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} h(2k-n)h(2l-m)BBj-1(n, m), \\
HB'j-1(k, l) &= 2 \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} h(2k-n)h(2l-m)HBj-1(n, m), \\
BH'j-1(k, l) &= 2 \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} h(2k-n)g(2l-m)BHj-1(n, m), \\
HH'j-1(k, l) &= 2 \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} g(2k-n)g(2l-m)HHj-1(n, m), \\
BBj(k, l) &= BB'j(k, l) + HB'j(k, l) + BH'j(k, l) + HH'j(k, l), \\
j &= 0 \dots J, \quad m, n = 0 \dots 2^j-1, \quad k, l = 0 \dots 2^{j-1}-1.
\end{aligned}$$

Идентификация исходного изображения на разных уровнях его разрешения при его пошаговом восстановлении в соответствии с алгоритмом определяет процедуру многоуровневой идентификации. Идентификация на каждом уровне разрешения производится путем контурного описания и расфокусировки объектов изображения и получения оценки идентичности, формируемой при свертке полученного контура в исходном изображении с эталонными [3].

Алгоритм идентификации на каждом шаге восстановления имеет вид

$$Q = \arg \max_j S_{H,i}, \quad S_{H,i} = \max \frac{|(G, G_{\text{э}}(d))|}{\|G\| \|G_{\text{э}}(d)\|},$$

где Q – оценка идентичности контуров; G – контур распознаваемого изображения; $G_{\text{э}}i$ – контур i -го эталонного изображения; d – количество векторов сдвига; $S_{H,i}$ – скалярное произведение векторов [3].

Расфокусировка осуществляется фильтром, имеющим импульсную характеристику вида

$$h(x, y) = \exp\{-(x^2 + y^2)/r_0^2\},$$

где r_0 – коэффициент расфокусировки; x, y – пространственные координаты [3].

Окончательное решение об идентичности выносится только после выполнения последнего шага восстановления изображения и является конъюнкцией цепочки подтверждающих друг друга решений об идентичности изображений, полученных на разных шагах восстановления, некоторому эталонному. Так как оценка идентичности производится операцией свертки контуров, а это трудоемкая операция, идентификация на крупнодетальном разрешении, при котором контуры изображения содержат меньше векторов, осуществляется значительно быстрее. На мелкодетальном разрешении осуществляются подтверждение выбранного эталона и точная идентификация. Это позволяет решить дилемму между скоростью и качеством идентификации и снизить трудоемкость алгоритма идентификации.

Предложенный алгоритм распознавания изображений, использующий аппарат вейвлет-преобразования, может быть применен при распознавании широкого класса объектов, в том числе для их обнаружения.

Литература

1. Нагорнов О.В., Никитаев В.Г. Вейвлет-анализ в примерах: учеб. пособие. М.: Изд-во НИЯУ МИФИ, 2010. С. 4–5.

2. Киселев А. Основы теории вейвлет-преобразований. URL: <https://basegroup.ru/community/articles/intro-wavelets> (дата обращения: 22.04.2016).
3. Фисенко В.Т. Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие. СПб: Изд-во СПбГУ ИТМО, 2008. С. 105–107.
4. Кревецкий А.В. Обработка изображений в системах ориентации летательных аппаратов. Йошкар-Ола: Изд-во МарГТУ, 1998. С. 113–115.
5. Харатишвили Н.Г., Чхеидзе И.М., Ронсен Д., Инджия Ф.И. Пирамидальное кодирование изображений. М.: Радио и связь, 1996. С. 66–70.
6. Mulcahy C. Ploting and Scheming with Wavelets. Mathematics Magazine, 1996, vol. 69, no. 5, pp. 323–343.