

АЛГОРИТМИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ В УСЛОВИЯХ АПРИОРНОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ НА СЛУЧАЙНОМ ФОНЕ

Безуглов Д.А.¹, Кузин А.П.¹, Швидченко С.А.¹

¹ФГБОУ ВПО «Донской государственный технический университет», Ростов-на-Дону, e-mail: bezuglovda@mail.ru

Решение задачи выделения контуров используется в промышленности при создании автономных роботов, а также систем анализа изображений в сложных условиях наблюдения, при воздействии различных мешающих факторов, усложняющих процесс регистрации изображения и при отсутствии априорных сведений о виде фоновых шумов. Это значит, что методы и алгоритмы обработки информации с датчиков изображения должны учитывать наличие шумов различной природы, связанных с регистрацией изображений и сигналов в реальных системах. Отмеченное выше делает вполне очевидной актуальность проведения исследований существующих и создания новых методов цифрового дифференцирования сигналов и изображений, зарегистрированных на фоне шума, а также выбора такого или таких из них, которые наиболее пригодны для реализации с применением средств современной микропроцессорной техники и позволяющие достичь требуемых характеристик и не требующих знания априорных характеристик помех и фоновых шумов. В работе решена научная задача разработки алгоритмов автоматизированного анализа результатов измерений для выделения контуров объектов в изображениях при наличии фонового шума.

Ключевые слова: автоматизированный анализ результатов измерений, выделение контуров

ALGORITHMIC METHODS OF WAVELET ANALYSIS OF IMAGES IN CONDITIONS OF A PRIORI UNCERTAINTY ON RANDOM BACKGROUND

Bezuglov D.A.¹, Kuzin A.P.¹, Shvidchenko S.A.¹

¹FGBO VPO "Don state technical University, Rostov-on-don, e-mail: bezuglovda@mail.ru

Solving the problem of selection circuits used in industry for the creation of Autonomous robots and systems, image analysis in the complex conditions of the observation, when exposed to various confounding factors that complicate the registration process image and in the absence of a priori information about the type of background noise. This means that the methods and algorithms of information processing with image sensors must take into account the presence of noise of different nature related to registration of images and signals in real systems. The above makes obvious the relevance of the research of existing and creation of new methods of digital differentiation of signals and images, are registered with background noise, as well as the choice of such or such of them that are most suitable for implementation with the use of modern microprocessor technology and capability to achieve the desired characteristics and which does not require a priori knowledge of the characteristics of the interference and background noise. In the solution of the scientific problem of the development of algorithms for automated analysis of measurement results to highlight the contours of objects in images in the presence of background noise.

Keywords: automated analysis of results of measurements, detection of contours

Области применения цифровой обработки в настоящее время значительно расширяются, вытесняя аналоговые методы обработки сигналов изображений. Методы цифровой обработки широко применяются в промышленности, искусстве, медицине, космосе. Они применяются при управлении процессами, автоматизации обнаружения и сопровождения объектов, распознавании образов и во многих других приложениях. Цифровая передача изображений с космических аппаратов, цифровые каналы передачи сигналов изображений требуют обеспечения передачи все больших потоков информации. Если при передаче цифрового сигнала цветного телевидения необходимо передавать потоки

порядка 216 Мбит/с, то для передачи телевидения высокой четкости скорость передачи должна составлять порядка 1 Гбит/с.

Формирование изображений, улучшение качества и автоматизация обработки медицинских изображений, включая изображения, создаваемые электронными микроскопами, рентгеновскими аппаратами, томографами и т.д., являются предметом исследования и разработки. Сегодня в медицинской технике широко применяются системы формирования изображения, его преобразования в цифровую форму, визуализация и документирование путем введения в компьютер изображений с помощью специализированных устройств захвата видео. Автоматический анализ в системах дистанционного наблюдения широко применяется при анализе местности, в лесном хозяйстве, например, для автоматического подсчета площади вырубок, в сельском хозяйстве для наблюдения за созреванием урожая, при разведке, в системах противопожарной безопасности. Контроль качества производимой продукции выполняется благодаря автоматическим методам анализа сцен. Компьютерная обработка изображений применяется в задачах экспертизы живописи неразрушающими методами. Для восстановления старых фильмов применяются методы автоматической компенсации дефектов видеоматериала, полученного после преобразования киноизображения в видео.

Изображения, полученные на выходе оптико-электронных преобразователей, искажены помехами. Это затрудняет как визуальный анализ изображений человеком - оператором, так и их автоматическую компьютерную обработку. При обработке изображений помехами являются и некоторые области самого изображения. Например, при анализе объектов на сложном фоне, фон тоже представляет собой помеху. При цифровой обработке изображений необходимо устранять геометрические искажения изображений, подавлять шумы различной природы, производить апертурную коррекцию. Ослабление действия помех достигается фильтрацией.

Решение задачи выделения контуров используется в промышленности при создании автономных роботов, а также систем анализа изображений в сложных условиях наблюдения, при воздействии различных мешающих факторов, усложняющих процесс регистрации изображения и при отсутствии априорных сведений о виде фоновых шумов. Это значит, что методы и алгоритмы обработки информации с датчиков изображения должны учитывать наличие шумов различной природы, связанных с регистрацией изображений и сигналов в реальных системах. При этом известные в настоящее время алгоритмы решения таких задач предполагают предварительную фильтрацию изображений, а затем решение задачи выделения контуров. При построении методов и алгоритмов фильтрации изображений

требуется априорное знание характеристик искажающих помех. На практике, в большинстве случаев такая информация отсутствует или является приближенной.

Смысл операции подчеркивания контуров состоит в том, чтобы усилить резкие перепады яркости, сформировав в соответствующих точках кадра импульсные отклики на фоне сравнительно слабых флюктуации в других областях картины, не содержащих крутых яркостных перепадов. По своему характеру все операторы подчеркивания контуров являются различными модификациями дифференцирования двумерного поля по различным направлениям области определения. Как известно, при дифференцировании, в самом деле, в окрестности перепада функции яркости образуется пик, способствующий регистрации этой области. Однако также хорошо известно, что при дифференцировании сигналов с помехами происходит существенное усиление последних, что снижает отношение сигнал/шум и негативно отражается на получаемых результатах.

Обычно оператор подчеркивания контуров представляют в форме масочного линейного фильтра. В процессе обработки маска, которая является просто матрицей коэффициентов, скользит по полю изображения, занимая поочередно все возможные положения. В каждом положении маска играет роль окна, при помощи которого отбираются отсчеты обрабатываемого изображения и выполняется их поэлементное умножение на соответствующий элемент маски с последующим суммированием всех произведений. Полученное число рассматривается как отсчет выходного изображения в точке, соответствующей центру симметрии окна.

Отмеченное выше делает вполне очевидной актуальность проведения исследований существующих и создания новых методов цифрового дифференцирования сигналов и изображений, зарегистрированных на фоне шума, а также выбора такого или таких из них, которые наиболее пригодны для реализации с применением средств современной микропроцессорной техники и позволяющие достичь требуемых характеристик и не требующих знания априорных характеристик помех и фоновых шумов.

Таким образом, **научная задача** разработки алгоритмов автоматизированного анализа результатов измерений для выделения контуров объектов в изображениях при наличии фонового шума и их программная реализация в настоящее время не решена в достаточной мере, и является актуальной.

Рассмотрим подробнее алгоритмы вейвлет-дифференцирования с использованием вейвлетов МНАТ DOG WAVE, полученные на основе разработанного ранее метода вейвлет-дифференцирования [1, 2, 3]. В общем виде производные строки и столбца изображений могут быть записаны в следующем виде:

$$\frac{\partial S(j)_i}{\partial x} = S1(j)_i = C_\psi \sum_{m=1}^{NK} \sum_{n=0}^{N-1} CTWSS(m,n,i) \frac{\partial \varphi(x_j)}{x}, \quad (1)$$

$$\frac{\partial S(i)_j}{\partial y} = S1(i)_j = C_\psi \sum_{m=1}^{NK} \sum_{n=0}^{N-1} CTWSC(m,n,j) \frac{d\varphi(y_i)}{dy}, \quad (2)$$

$$i = 0 \dots N, \quad j = 0 \dots N,$$

где $CTWSS(m,n,i)$ и $CTWSC(m,n,j)$ соответственно коэффициенты прямого дискретного вейвлет-преобразования по строкам и столбцам матрицы $S(i,j)$

$$CTWSS(m,n,i) = \sum_{j=0}^{N-1} \varphi_{m,n}(x_j) S(i,j), \quad (3)$$

$$CTWSC(m,n,j) = \sum_{i=0}^{N-1} \varphi_{m,n}(y_i) S(i,j). \quad (4)$$

Тогда выражение для квадрата градиента матрицы $S(i,j)$ будет иметь следующий вид:

$$\begin{aligned} \left(\frac{\partial S(j)_i}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial S(i)_j}{\partial y} \right)^2 &= \left(C_\psi \sum_{m=1}^{NK} \sum_{n=0}^{N-1} CTWSS(m,n,i) \frac{\partial \varphi_{m,n}(x_j)}{\partial x} \right)^2 + \\ &+ \left(C_\psi \sum_{m=1}^{NK} \sum_{n=0}^{N-1} CTWSC(m,n,i) \frac{\partial \varphi_{m,n}(y_i)}{\partial y} \right)^2 = (S1(j)_i)^2 + (S1(i)_j)^2, \quad i = 0 \dots N, \quad j = 0 \dots N. \end{aligned} \quad (5)$$

Модуль градиента интенсивности исследуемого изображения $S(i,j)$ в терминах вейвлет-преобразования запишется в следующем виде:

$$\begin{aligned} G(S(i,j)) &= \left(\left(C_\psi \sum_{m=1}^{NK} \sum_{n=0}^{N-1} CTWSS(m,n,i) \frac{\partial \varphi_{m,n}(x_j)}{\partial x} \right)^2 + \right. \\ &\left. + \left(C_\psi \sum_{m=1}^{NK} \sum_{n=0}^{N-1} CTWSC(m,n,i) \frac{\partial \varphi_{m,n}(y_i)}{\partial y} \right)^2 \right)^{1/2}. \end{aligned} \quad (6)$$

Изображения в процессе формирования их изображающими системами (фотографическими, голографическими, телевизионными) обычно подвергаются воздействию различных случайных помех или шумов. Наиболее распространенным видом помех является случайный аддитивный шум, статистически независимый от сигнала. Модель аддитивного шума хорошо описывает действие зернистости фотопленки, шум квантования в аналого-цифровых преобразователях и т.п. Поэтому при проведении математического моделирования будем использовать датчик случайных чисел, при этом критерии оценки качества выделения контуров изображений должны быть статистическими.

В качестве критериев в работе использованы следующие.

1. Среднеквадратическое отклонение $e_{ско}$:

$$e_{ско} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} \left(MT_{ij} - \hat{MK}_{ij} \right)^2} \quad (7)$$

При этом в качестве тестового изображения MT использовалось изображение контуров, полученное из незашумленного исследуемого изображения S детектором границ *Canny*. В дальнейшем на исходное изображение S накладывался аддитивный гауссовский шум и проводилось определение контуров предложенным методом вейвлет-дифференцирования и известным методом *Собеля*. При этом были получены изображения \hat{MK} .

2. Отношение пиковый сигнал/шум $SNRGG$:

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} \left(\hat{MK}_{ij} \right); \quad SNRGG = \frac{255 - \mu}{\sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} \left(\hat{MK}_{ij} - \mu \right)^2}}; \quad (8)$$

где μ - среднее значение \hat{MK}_{ij} .

3. Отношение пиковый сигнал/шум $SNRF$ (с использованием в расчетах СКО фона):

$$\sigma_{фон} = \sqrt{\frac{1}{(N_{фон})^2} \sum_{i=n_1}^{n_1+N_{фон}} \sum_{j=m_1}^{m_1+N_{фон}} \left(M \hat{K}_{ij} - \mu_{фон} \right)^2}; \quad (9)$$

где: $\sigma_{фон}$ - СКО фона; $\mu_{фон} = \frac{1}{(N_{фон})^2} \sum_{i=n_1}^{n_1+N_{фон}} \sum_{j=m_1}^{m_1+N_{фон}} \left(\hat{MK}_{ij} \right)$ - среднее значение

фона; n_1, m_1 - координаты выбранной площадки фона размером $N_{фон} \times N_{фон}$ на

исследуемом изображении \hat{MK} , $SNRF = \frac{255 - \mu}{\sigma_{фон}}$. (10)

Используя три критерия, в дальнейшем можно будет более адекватно оценить эффективность предложенных алгоритмов по сравнению с известными.

Для качественной и количественной разработанных алгоритмов проведем проверку их функционирования на тестовых изображениях. Порядок проведения вычислительного эксперимента был следующим [4, 5, 6]. Исходное восьмибитное изображение размером

512*512 *Lena* было обработано детектором границ *Canny*. Затем изображение *Lena* подвергалось воздействию аддитивного гауссовского шума с СКО $\sigma = 20, 30, 40, 50$. В таблице приведены результаты для серии исследованных тестовых изображений.

Результаты вычислительных экспериментов

Среднеквадратическое отклонение 20			
SKO	82,77	83,6	79,81
SNRGG	8,02	8,11	10,55
SNRF	13,63	15,7	15,81
Выигрыш SKO по Собелю в Дб	1,47	1,43	1,63
Выигрыш SKO по Никелю в Дб	3,53	3,49	3,69
Выигрыш SNRGG по Собелю в Дб	5,45	5,5	6,64
Выигрыш SNRGG по Никелю в Дб	9,37	9,42	10,57
Выигрыш SNRF по Собелю в Дб	7,75	8,37	8,4
Выигрыш SNRF по Никелю в Дб	11,68	12,29	12,32
Среднеквадратическое отклонение 30			
SKO	82,59	84,33	79,74
SNRGG	8,69	8,07	11,58
SNRF	13,39	15,08	15,39
Выигрыш SKO по Собелю в Дб	1,96	1,87	2,11
Выигрыш SKO по Никелю в Дб	3,54	3,45	3,69
Выигрыш SNRGG по Собелю в Дб	6,59	6,28	7,84
Выигрыш SNRGG по Никелю в Дб	9,74	9,43	10,99
Выигрыш SNRF по Собелю в Дб	8,47	8,99	9,08
Выигрыш SNRF по Никелю в Дб	11,62	12,14	12,23
Среднеквадратическое отклонение 40			
SKO	84,15	84,28	80,17
SNRGG	7,96	8,27	10,83
SNRF	11,75	15,09	13,79
Выигрыш SKO по Собелю в Дб	2,16	2,15	2,37
Выигрыш SKO по Никелю в Дб	3,46	3,45	3,67
Выигрыш SNRGG по Собелю в Дб	6,67	6,83	8,01
Выигрыш SNRGG по Никелю в Дб	9,38	9,54	10,72
Выигрыш SNRF по Собелю в Дб	8,36	9,45	9,06
Выигрыш SNRF по Никелю в Дб	11,07	12,16	11,77
Среднеквадратическое отклонение 50			
SKO	83,78	84,96	80,26
SNRGG	8,33	7,96	10,79
SNRF	11,82	13,85	13,18
Выигрыш SKO по Собелю в Дб	2,54	2,48	2,72
Выигрыш SKO по Никелю в Дб	3,48	3,42	3,67
Выигрыш SNRGG по Собелю в Дб	7,57	7,37	8,69
Выигрыш SNRGG по Никелю в Дб	9,59	9,39	10,71
Выигрыш SNRF по Собелю в Дб	9,08	9,78	9,56
Выигрыш SNRF по Никелю в Дб	11,11	11,8	11,58

Выводы

Анализ представленных на рисунках изображений и результатов математического моделирования позволяет сделать следующие выводы. Предложенный метод обработки изображений позволяет эффективно выделять контуры изображений, искаженных шумом. Разработанный новый метод и алгоритмы вейвлет-дифференцирования изображений на фоне шума с использованием дискретного вейвлет-преобразования, позволяют повысить отношение пиковый сигнал-шум на $4,8 \div 9,6$ дБ и на $3 \div 4$ раза уменьшить среднеквадратическое отклонение ошибки.

В данном случае свойства вейвлет-преобразования позволяют отказаться от применения различных масок, то есть, по сути, отказаться от малоэффективных методов численного дифференцирования. На базе предложенного метода могут быть реализованы и другие алгоритмы выделения контуров на базе вейвлет-дифференцирования с использованием других вейвлетных базисов.

Список литературы

1. Безуглов Д.А., Швидченко С.А. Информационная технология вейвлет-дифференцирования результатов измерений на фоне шума. // Вестник компьютерных и информационных технологий. №6 (84) 2011г. с.42-45.
2. Безуглов Д.А., Рытиков С.Ю., Швидченко С.А. Метод вейвлет-дифференцирования в задаче выделения контуров. // Успехи современной радиоэлектроники. Зарубежная радиоэлектроника. №6 2012г. с.52-57.
3. Безуглов Д.А., Рытиков С.Ю., Швидченко С.А., Выделение контуров изображений в информационных и управляющих системах с использованием метода вейвлет-преобразования. // Нелинейный мир. № 11, 2012г., с.846-852.
4. Безуглов Д.А., Прыгунов А.Г., Трепачев В.В. Анализ дифракции света на эталонной голограмме при измерении перемещений объектов пространственно-спектральным методом // Автометрия. 1998. № 5. С. 27.
5. Безуглов Д.А. Метод статистической оценки функционирования адаптивных оптических систем апертурного зондирования // Известия Российской академии наук. Серия физическая. 1992. Т. 56. № 9. С. 225.
6. Безуглов Д.А. Фотодетектирование пуассоновских сигналов в лазерных дифференциальных доплеровских системах // Оптика и спектроскопия. 1996. Т. 80. № 6. С. 995-1000.

Рецензенты:

Звезда М.Ю., д.ф.-м.н., доцент, зав. кафедрой «Радиоэлектроника», Минобрнауки России, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Донской государственный технический университет», г. Ростов-на-Дону;

Габриэлян Д.Д., д.т.н., профессор, заместитель начальника научно-технического комплекса «Антенные системы» по науке, Федеральный научно-производственный центр ФГУП «РНИИРС» г. Ростов-на-Дону.