

И.Ф. Бабичева, С.А. Бабичев, А.В. Шарко

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ФИЛЬТРАЦИИ ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ–АНАЛИЗА

Актуальность проблемы

В процессе создания различных автоматизированных систем технической диагностики, распознавания и идентификации возникает проблема повышения точности обработки получаемой информации. Одним из возможных путей решения поставленной проблемы является разработка оптимальной системы фильтрации эмпирического сигнала, поступающего на вход используемого устройства. Выделение полезного сигнала из смеси его с другими мешающими сигналами и шумами способствует уменьшению разброса информативных параметров, поступающих на вход автоматизированной системы, что повышает точность её работы, а значит и надёжность проведения диагностических исследований.

Анализ последних публикаций

Вопросам повышения качества изображений в настоящее время посвящено большое количество публикаций. В работах [1,2] рассмотрены теоретические предпосылки и приведены практические примеры создания аналоговых и дискретных фильтров одномерных и двумерных сигналов. При этом основное внимание уделяется методам ранговой и медианной фильтрации сигналов. В [3,4] авторами представлены практические варианты создания фильтров в процессе обработки сигналов и изображений с использованием матричной системы компьютерной математики MATLAB. Вопросам автоматизации процесса распознавания посвящены работы [5,6]. Особый интерес представляют работы, в которых для обработки изображений в автоматизированных системах диагностики и распознавания используются новые методы и информационные технологии, основанные на нейронных сетях и вейвлет–анализе [7–9].

Нерешенные части общей проблемы

Несмотря на очевидные успехи, достигнутые в данной предметной области, вопрос создания оптимальной

© Бабичева И.Ф., Бабичев С.А., Шарко А.В., 2006

автоматизированной системы распознавания, контроля и идентификации в настоящее время остаётся открытым. Проблемой является нахождение единого комплексного критерия оценки качества изображений. Фильтрация изображений методом сглаживания не всегда позволяет получить требуемый результат, поскольку при этом теряется высокочастотная составляющая сигнала, Использование Фурье-преобразования позволяет выделить частотные составляющие сигнала, однако при этом возникает проблема с выделением особенностей сигнала во временной области. Кроме того, погрешность анализа резко возрастает при обработке сигнала, имеющего разрывы, причиной чего является эффект Гиббса. Применение вейвлет-анализа в некоторой степени позволяет решить вышеперечисленные проблемы, но при этом возникает задача нахождения оптимального вейвлета для данного типа изображения и уровня вейвлет-разложения, при котором достигается максимальный уровень фильтрации при минимуме искажений.

Цель статьи

Целью статьи является разработка оптимального вейвлет-фильтра для очистки от шума полутоновых изображений на стадии их предварительной обработки.

Изложение основного материала

Для решения поставленной задачи представим полутоновое изображение в виде статистической модели:

$$I(x, y) = \{I_{\text{эт}}(x, y), S_1(x, y), S_2(x, y)\}, \quad (1)$$

где $I(x, y)$ – смоделированное зашумленное изображение;

$I_{\text{эт}}(x, y)$ – эталонное изображение;

$S_1(x, y)$ – гауссовый белый шум;

$S_2(x, y)$ – мультипликативный шум в виде тёмных точек на белых участках изображения.

Для оценки качества фильтрации введём две группы критериев: $Q = \{Q_1, Q_2, Q_3\}$ – парные критерии степени очистки сигнала от шумовой составляющей [1], и $E = \{E_L, E_H\}$ – энтропия изображения [10], где:

Q_1 – отношение сигнал-шум:

$$Q_1 = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [I(x, y)]^2}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [I(x, y) - I_{\text{эт}}(x, y)]^2} \right), \quad (2)$$

Q_2 – нормированная корреляция исследуемого и эталонного изображений:

$$Q_2 = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I(x,y) \cdot I_{\text{эт}}(x,y)}{\sqrt{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [I(x,y)]^2}}, \quad (3)$$

Q_3 – среднеквадратичная погрешность:

$$Q_3 = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [I(x,y) - I_{\text{эт}}(x,y)]^2, \quad (4)$$

E_L – энтропия логарифм энергии:

$$E_L = - \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \log_2(I^2(x,y)), \quad (5)$$

E_H – энтропия Шеннона:

$$E_H = - \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I^2(x,y) \log_2(I^2(x,y)), \quad (6)$$

Фильтрацию изображения будем производить при помощи вейвлет-анализа [9,10]. Этот выбор обусловлен следующими обстоятельствами:

- обширный набор базовых функций вейвлетов и множество их типов позволяет получить более высокое качество фильтрации изображений по сравнению с традиционными методами, поскольку изображение представляет собой набор элементов разного положения, яркости и размера, а использование только синусоидальной функции не позволяет учесть локальные особенности сигнала;
- вейвлет-анализ оставляет большую свободу в конкретном выборе функций, что способствует оптимизации обработки данного типа изображения при решении поставленной задачи.

Как известно [11], непрерывное вейвлет-преобразование сигнала $f(x)$ задаётся путём вычисления вейвлет-коэффициентов по формуле:

$$C(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx, \quad (7)$$

где a – параметр, задающий масштаб вейвлета, а коэффициент b определяет его положение на оси x . $\psi(x)$ – двухпараметрическая базисная вейвлет-функция, получающаяся из материнского вейвлета $\psi_0(x)$ путём масштабирования с масштабным множителем a и сдвига по оси x с параметром сдвига b . Множитель $\frac{1}{\sqrt{a}}$ вводится для того, чтобы все вейвлет-функции имели в гильбертовом пространстве $L^2[\mathbb{R}]$ одинаковую норму.

Обработка цифровых дискретных изображений при помощи непрерывного вейвлет-преобразования требует значительных вычислительных затрат. Более рациональное решение поставленной задачи возможно при помощи дискретного вейвлет-преобразования, при котором значения a и b принимают на заданном множестве некоторые дискретные значения $a=2^\gamma$ и $b=k2^\gamma$, где γ и k – целые числа, определяющие уровень дискретизации и вейвлет-декомпозиции сигнала. Вычисление детализирующих коэффициентов при прямом дискретном вейвлет-преобразовании осуществляется в соответствии с уравнением:

$$C(\gamma, k) = a_0^{-\gamma/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi(a_0^{-\gamma} x - k) dx, \quad (8)$$

Обратное дискретное вейвлет-преобразование сигнала производится по следующей формуле [11]:

$$f(x) = \sum_{\gamma \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} C(\gamma, k) \psi_{\gamma, k}(x). \quad (9)$$

В общем случае любой сигнал на n -ом уровне разложения может быть представлен на основе суммирования его грубого представления в низкочастотной части спектра с детализирующими локальными особенностями в его разных местах:

$$f(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_{\gamma_n, k} \phi_{\gamma_n, k}(x) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{\gamma_n, k} \psi_{\gamma_n, k}(x), \quad (10)$$

где $a_{\gamma_n, k}$ – коэффициенты грубой аппроксимации γ_n -го уровня разрешения, $d_{\gamma_n, k}$ – детализирующие коэффициенты.

Вейвлет-разложение сигнала заключается в вычислении аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов на различных

уровнях разрешения. Шумовая компонента в большинстве случаев содержится в детализирующих коэффициентах, вследствие чего именно они подвергаются обработке при фильтрации сигнала. В процессе удаления шума происходит обнуление детализирующих коэффициентов, значения которых меньше некоторого порогового значения τ , а значения остальных детализирующих коэффициентов уменьшаются на величину τ . Таким образом, для проведения вейвлет фильтрации сигнала необходимо:

- выбрать тип используемого вейвлета;
- найти уровень оптимального вейвлет-разложения сигнала;
- выбрать пороговое значение τ , которое обеспечивает при наименьшем смещении восстановленного сигнала наибольшее значение отношения сигнал/шум.

Классификация вейвлетов, используемых в матричной системе компьютерной математики MATLAB, представлена на рисунке 1. Экспериментальные исследования показали, что для обработки изображений наиболее приемлемыми являются ортогональные и биортогональные вейвлеты с компактным носителем.

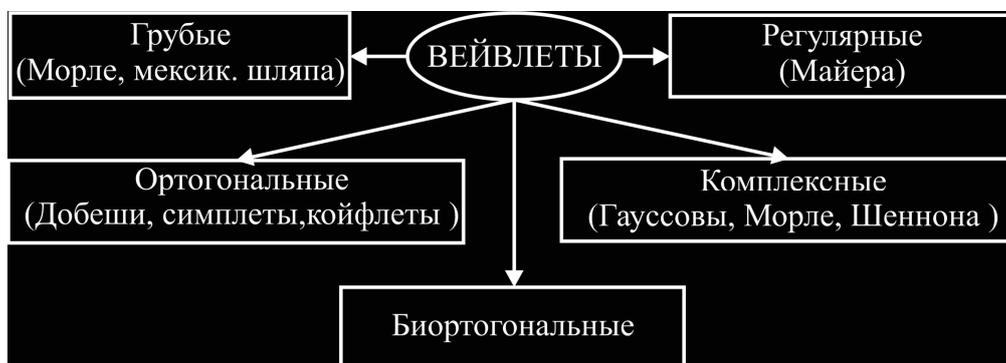


Рисунок 1 – Типы используемых вейвлетов

Технология построения модели вейвлет-фильтра изображения основана на иерархическом подходе и включает в себя следующие этапы:

Этап 1. Моделирование эталонного и зашумленного изображений. Определение критериев энтропий и парных критериев анализа качества исходного зашумленного изображения.

Этап 2. Вейвлет-обработка зашумленного изображения, которая заключается в выборе типа вейвлета, уровня вейвлет-разложения и определения порогового критерия обработки детализирующих коэффициентов.

Этап 3. Критериальное оценивание обработанного изображения

Этап 4. Принятие решение о качестве обработки изображения, адаптация параметров модели.

Адаптивно–критериальная система создания модели вейвлет–обработки полутоновых изображений представлена на рисунке 2.



Рисунок 2 – Адаптивно–критериальная система создания модели вейвлет–фильтра изображений

Эталонное и тестовое зашумленное изображения, используемые для настройки модели, показаны на рисунке 3. Для очистка сигнала от шумовой составляющей применялись ортогональные вейвлеты с компактным носителем Добеши (db1 – db9), симплеты (sym2 – sym9), койфлеты (coif1 – coif5) и В–сплайновые биортогональные вейвлеты (bior1.1 – bior6.8 и rbio1.1 – rbio6.8).

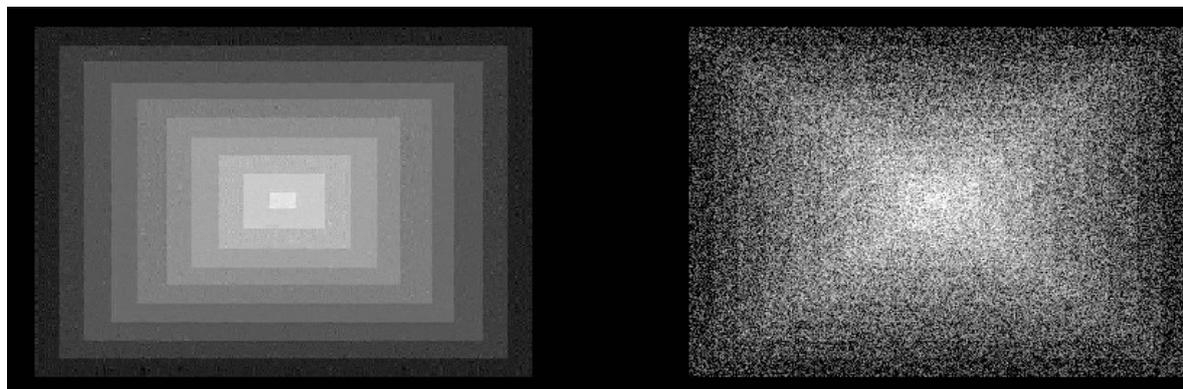


Рисунок 3 – Эталонное и зашумленное изображения

Коэффициенты корреляции между парными критериями оценки качества фильтрации изображения и энтропиями сигнала представлены в таблице 1.

Таблица 1

Парные коэффициенты корреляции критериев качества фильтрации изображений

	Q1	Q2	Q3	EL	EH
Q1	1,000				
Q2	0,899	1,000			
Q3	-0,983	-0,933	1,000		
EL	0,955	0,940	-0,971	1,000	
EH	0,886	0,993	-0,918	0,952	1,000

Анализ данных таблицы позволяет сделать вывод, что наиболее высокий коэффициент корреляции с критерием Q_1 имеют критерии Q_3 – среднеквадратичная погрешность и E_L – энтропия–логарифм энергии, что позволяет их считать наиболее объективными критериями оценки качества фильтрации изображений.

Графики зависимости критериев качества фильтрации изображений от уровня вейвлет–декомпозиции сигнала при использовании вейвлетов Добеши db3 – db6 представлены на рисунке 4. Из графиков следует, что зависимость значения критерия Q_3 от уровня вейвлет–разложения сигнала имеет ярко выраженный локальный минимум, соответствующий четвёртому уровню разложения сигнала (рис.4с). Подобная зависимость наблюдалась и при использовании других вейвлетов.

Анализ графиков также показал, что максимум отношения сигнал–шум достигается в большинстве случаев при четвёртом уровне вейвлет–декомпозиции сигнала (рис 4а). При этом зависимостей критериев Q_2 и энтропии Шеннона E_H от уровня вейвлет–декомпозиции сигнала (рис. 4b,e) не имеют локальных особенностей, что свидетельствует об их неэффективности для решения поставленной задачи. Графики зависимости критериев Q_1 и Q_3 от типа используемого вейвлета представлены на рисунке 5. При этом следует отметить, что из каждого типа вейвлета выбирался тот, который давал наилучшее отношение сигнал–шум. Экспериментальные исследования показали, что наиболее высокое качество фильтрации изображений достигается при использовании

биортогонального вейвлета rbio6.8 при четвёртом уровне декомпозиции сигнала ($Q_1 \rightarrow \max$, $Q_3 \rightarrow \min$).

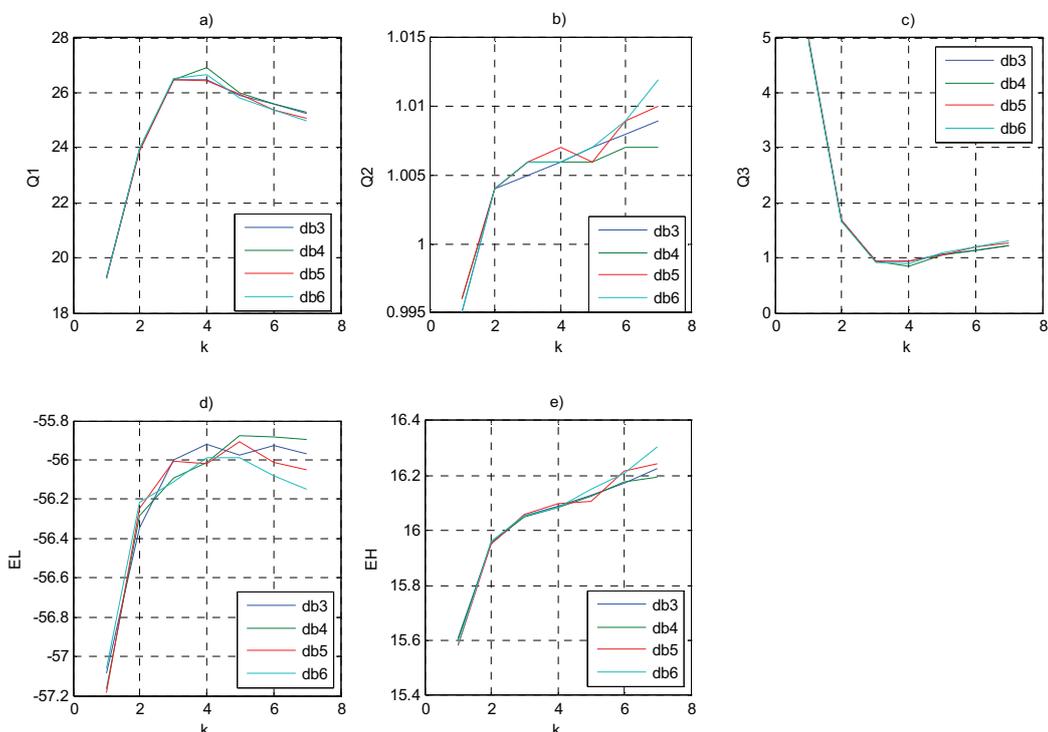


Рисунок 4 – Графики зависимостей критериев качества фильтрации изображений от уровня вейвлет-декомпозиции сигнала

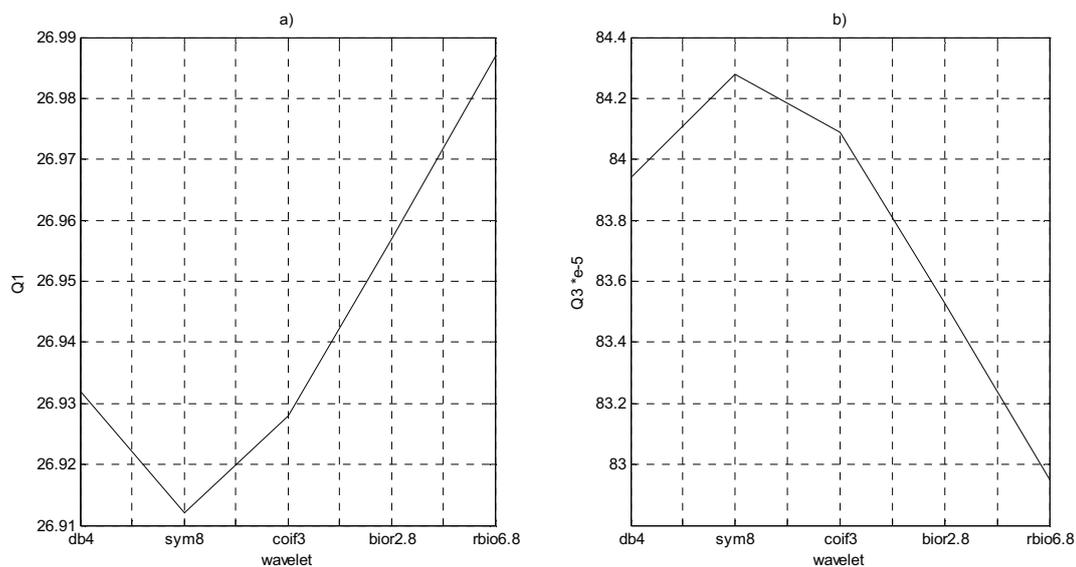


Рисунок 5 – Графики зависимости критериев Q_1 и Q_3 от типа используемого вейвлета

Пример исходного зашумленного и обработанного биортогональным вейвлетом rbio6.8 изображений представлен на

рисунке 6. Окончательные этапы обработки изображений сводятся к контрастированию и выравниванию градаций яркости, что в конечном итоге минимизирует искажения исходного эталонного изображения.

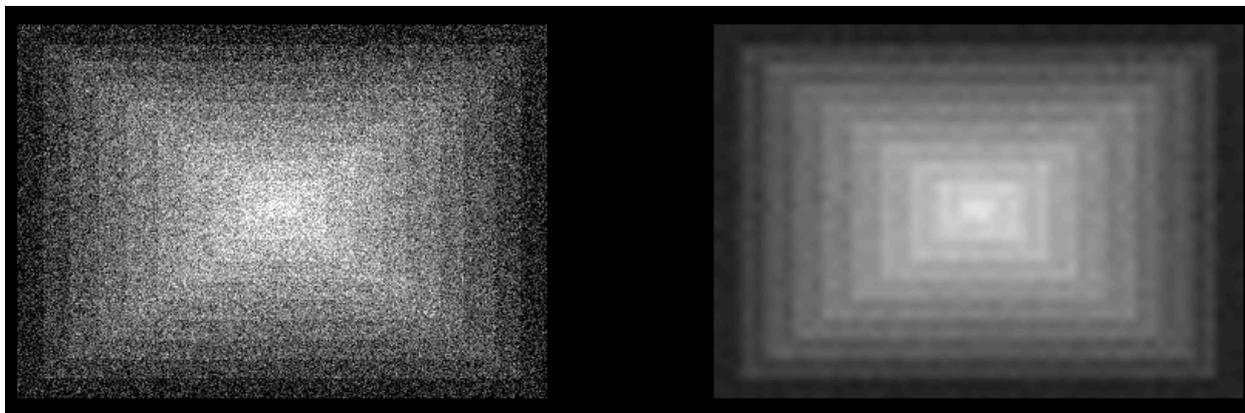


Рисунок 6 – Пример исходного зашумленного и вейвлет-обработанного изображений.

Вывод

Проведенные исследования показали перспективность применения вейвлетов для фильтрации полутоновых изображений. Большой выбор вейвлетов, возможность варьирования масштабирующей и вейвлет функциями позволяет отслеживать локальные особенности сложных сигналов, что способствует повышению точности работы автоматизированных систем распознавания и классификации. В перспективе авторы планируют разработку комплексной автоматизированной системы предобработки одномерных и многомерных сигналов, что уменьшит разброс информативных параметров, и следовательно, повысит точность решения поставленной задачи.

ЛИТЕРАТУРА

1. У.Прэтт. Цифровая обработка изображений. Книга 2. – М.: «Мир», 1982.– 741 с.
2. Т.С.Хуанг. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений. – М.: «Радио и связь», 1984.– 218 с.
3. Дьяконов В.П. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1. Simulink 5/6. Работа с изображениями и видеопотоками.– М.: «Солон-Пресс», 2005.– 393 с.

4. П.И.Рудаков, В.И.Сафонов. Обработка сигналов и изображений.– М.: «Диалог-МИФИ», 2000.– 412 с.
5. Абакумов В.Г., Антощук С.Г., Крылов В.Н. Распознавание визуальной информации в автоматизированных системах // Электроника и связь.– Киев, 2003.– №19.– С.46–48.
6. Абакумов В.Г., Крылов В.Н., Антощук С.Г. Автоматизированное распознавание при обработке биомедицинских изображений // Электроника и связь.– Киев, 2002.– №15.– С.124–127.
7. Кожем'яко В.П., Яровий А.А. Наукова концепція образного відеокомп'ютера око–процесорного типу в контексті сучасної методології штучного інтелекту // Оптико–електронні інформаційно–енергетичні технології. Міжн. науково–техн.. журнал.– 2001.– №2.– С.84–90.
8. Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем.– СПб.: «Наука и техника», 2003.– 384с.
9. Антощук С.Г. Реализация вейвлетного преобразования при структурном анализе изображений // Електромашинобудування та електрообладнання.– 2004.– Вип. 62.– С.153–157.
10. Смоленцев Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB.– М.: «изд.ДМК», 2005.– 300 с.
11. В.П.Дьяконов. Вейвлеты. От теории к практике.– М.: «Солон-Р», 2002.– 439 с.