

НЕЛИНЕЙНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ С АДАПТАЦИЕЙ К ЛОКАЛЬНЫМ СВОЙСТВАМ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Щербаков М.А., Панов А.П.
Пензенский государственный университет

Аннотация

Предлагаются различные подходы к построению цифровых нелинейных фильтров, использующих локальные свойства изображения. Рассматриваются структуры нелинейных фильтров с регулированием веса нелинейной составляющей и параметрической адаптацией. Эффективность предложенных способов фильтрации демонстрируется на примерах подавления аддитивного Гауссового и импульсного шумов.

Ключевые слова: цифровая обработка изображений, адаптивная нелинейная фильтрация, подавление шума.

Введение

Проектирование нелинейных фильтров, оптимальных по некоторому критерию, связано с минимизацией функционала, определяющего качество фильтрации. В случае нескольких критериев, имеющих, как правило, противоречивый характер, целью проектирования является построение Парето оптимальных фильтров [1], позволяющих достигнуть минимума взвешенного функционала качества. Синтез оптимальных нелинейных фильтров требует знания корреляционных моментов высших порядков, которые могут быть известны априорно или определяться экспериментально [2]. Для фильтрации сигналов с изменяющимися статистическими свойствами получение решений, близких к оптимальным, возможно на основе адаптивной локальной нелинейной обработки изображений [3].

Адаптивная фильтрация может выполняться как с использованием только входного сигнала (без обратной связи), так и выходного сигнала (с обратной связью). Выбор способа адаптивной фильтрации определяется спецификой решаемой задачи. Построение фильтров с адаптацией по входному сигналу основано на использовании аналитических методов и требует непосредственного задания поведения фильтра в зависимости от свойств входного сигнала. Если аналитическое описание затруднено, то применяется фильтрация с адаптацией по выходному сигналу. Для коррекции весовых коэффициентов в подобных фильтрах используется ошибка рассогласования между заданным и выходным сигналами. Адаптивные полиномиальные фильтры могут быть реализованы как во временной, так и в частотной [4] областях и отличаются друг от друга в основном видом целевой функции и алгоритмом, используемым для её минимизации. В связи с этим центральным вопросом при проектировании нелинейных фильтров с обратной связью является выбор вида и параметров алгоритма.

Нелинейным фильтрам, синтезированным с помощью методов многокритериальной оптимизации [1], в общем случае затруднительно дать наглядную интерпретацию. Хотя полученные в результате коэффициенты фильтра и являются оптимальными по выбранным критериям, сущность процессов нелинейной фильтрации здесь не затрагивается. На практике зачастую целесообразно пожертвовать оптимальностью фильтра в пользу получения более простого решения, имеющего наглядный физический смысл.

Постановка задачи фильтрации

Рассмотрим задачу выделения полезного сигнала $s(\mathbf{n})$ из наблюдаемого сигнала $x(\mathbf{n})$, искажённого аддитивным шумом $\xi(\mathbf{n})$:

$$x(\mathbf{n}) = s(\mathbf{n}) + \xi(\mathbf{n}),$$

где $\mathbf{n} = [n_1, n_2]$ – вектор, определяющий координаты точки (пикселя) изображения.

Если помеха $\xi(\mathbf{n})$ представляет собой белый шум, то оценка $\hat{s}(\mathbf{n})$, минимизирующая среднеквадратическую ошибку $M \{ \hat{s}(\mathbf{n}) - s(\mathbf{n}) \}^2$, имеет следующий вид [5]:

$$\hat{s}(\mathbf{n}) = \left(1 - \frac{\hat{D}_\xi}{\hat{D}_x} \right) \cdot x(\mathbf{n}) + \frac{\hat{D}_\xi}{\hat{D}_x} \cdot \hat{m}_x, \quad (1)$$

где \hat{D}_x, \hat{D}_ξ – локальные оценки дисперсий сигнала $x(\mathbf{n})$ и шума $\xi(\mathbf{n})$ соответственно; \hat{m}_x – локальная оценка среднего значения $x(\mathbf{n})$.

Процедуру вычисления оценки (1) можно интерпретировать как адаптивную фильтрацию, основанную на локальных статистиках сигнала. Действительно, при относительно плавном изменении полезного сигнала $s(\mathbf{n})$ оценки дисперсий сигнала $x(\mathbf{n})$ и шума $\xi(\mathbf{n})$ будут приблизительно равны, и можно считать $\hat{D}_\xi / \hat{D}_x \approx 1$. В этом случае фильтр вычисляет оценку \hat{m}_x среднего значения входного сигнала, обеспечивая максимальное подавление помехи. С другой стороны, при быстрых изменениях сигнала $s(\mathbf{n})$ ($\hat{D}_x \gg \hat{D}_\xi$) отношение $\hat{D}_\xi / \hat{D}_x \approx 0$, и фильтр будет пропускать входной сигнал $x(\mathbf{n})$ практически без изменения. Между этими двумя крайними ситуациями выходной сигнал фильтра формируется как взвешенная сумма входного сигнала $x(\mathbf{n})$ с его средним значением \hat{m}_x . Таким образом, поведение фильтра имеет адаптивный характер, изменяясь в зависимости от локальных свойств входного сигнала.

Адаптивная фильтрация**с регулированием веса нелинейной составляющей**

На основе такого подхода можно построить различные структуры цифровых нелинейных фильтров, отличающихся видом оценок, используемых для анализа локальных свойств сигналов, и параметрами

адаптации. В частности, в методе двухкомпонентной фильтрации [5] входной процесс $x(\mathbf{n})$ представляется в виде низкочастотной $x_L(\mathbf{n})$ и высокочастотной $x_H(\mathbf{n})$ составляющих, а выходной сигнал $y(\mathbf{n})$ фильтра формируется как сумма

$$y(\mathbf{n}) = x_L(\mathbf{n}) + \alpha \cdot x_H(\mathbf{n}),$$

где параметр α адаптации определяется через локальные оценки дисперсий в виде $1 - \hat{D}_\xi / \hat{D}_x$.

Данный принцип может быть использован для фильтрации изображений от шумов с одновременным подчёркиванием границ. При этом для сглаживания шумов на однородных участках изображения может быть использован фильтр нижних частот с маской

$$\mathbf{H}_1 = \{h_1(i_1, i_2)\} = \begin{bmatrix} 0,1 & 0,1 & 0,1 \\ 0,1 & 0,2 & 0,1 \\ 0,1 & 0,1 & 0,1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

а для контрастирования деталей изображения квадратичный дифференцирующий фильтр [6].

В общем случае выходной сигнал $y(\mathbf{n})$ фильтра формируется как сумма линейной $y_L(\mathbf{n})$ и нелинейной $y_N(\mathbf{n})$ составляющих

$$y(\mathbf{n}) = y_L(\mathbf{n}) + \alpha \cdot y_N(\mathbf{n}).$$

В зависимости от локальных свойств изображения (фон или перепад) параметр α должен усиливать либо ослаблять вклад нелинейной составляющей фильтра. Для обеспечения такого поведения воспользуемся локальной оценкой \hat{D}_x дисперсии в области 3×3 и определим параметр α адаптации в виде

$$\alpha = \begin{cases} 0, & R < a; \\ \frac{\gamma(R-a)}{b-a}, & a \leq R \leq b; \\ \gamma, & R > b, \end{cases} \quad (3)$$

где γ – коэффициент усиления, a и b – пороговые значения, а величина R выбирается равной $\hat{D}_x / \hat{D}_\xi - 1$ и может рассматриваться как оценка отношения сигнал/шум.

Согласно (3) и приведённой на рис. 1 схеме фильтрации такая структура будет осуществлять низкочастотную линейную фильтрацию при $R < a$, обеспечивая сглаживание шума на однородных участках изображения и высокочастотную нелинейную фильтрацию при $R > b$, подчёркивая границы деталей изображения. В интервале $a \leq R \leq b$ взвешенное суммирование сигналов линейной и нелинейной ветвей будет производить некоторый усреднённый эффект.

Изменением значений порогов a и b можно задавать характер нелинейности фильтра. Сближение порогов приводит к более «жёсткой» нелинейности. В предельном случае $a = b$ нелинейная характеристика будет иметь вид ступенчатой функции, что соответствует режиму мгновенного «включения» нелинейности при превышении отношением сигнал/шум заданного порога. Наряду со значениями порогов в струк-

туре фильтра предполагается также задание величины дисперсии шума $\xi(\mathbf{n})$. Если данная величина априорно неизвестна, её оценка может быть вычислена по однородным участкам изображений либо подобрана экспериментально по серии тестов в процессе самой фильтрации.

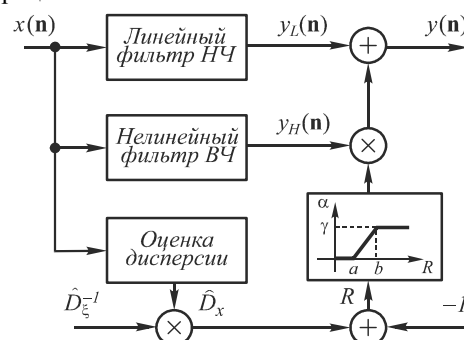


Рис. 1. Адаптивный нелинейный фильтр с регулированием веса нелинейной составляющей

Для исследования возможностей предложенного фильтра было использовано изображение «Имба», показанное на рис. 2а. В качестве входного использовалось изображение, приведённое на рис. 2б и полученное путём добавления Гауссова шума с дисперсией $D_\xi = 900$. Для фильтрации данного изображения был использован адаптивный нелинейный фильтр со следующими параметрами: $\gamma = 0,001$, $a = 0$, $b = 1$. Полученный результат показан на рис. 2г. Для сравнения на рис. 2в приводится изображение, полученное с помощью обычной линейной фильтрации с маской (2). Чёткость изображения, полученного с помощью нелинейной фильтрации, существенно выше. В то же время из сравнения однородных зон изображений на рис. 2в, г (например, неба, теневой стороны дома) видно, что адаптивная нелинейная фильтрация обеспечивает такое же сглаживание шумов, как и линейная.

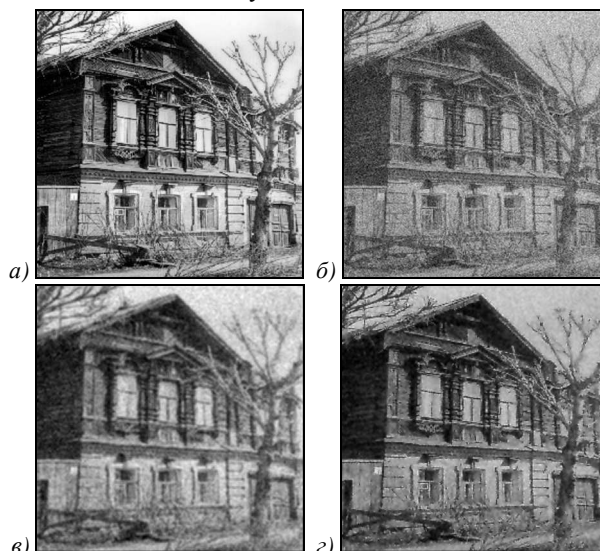


Рис. 2. Результаты фильтрации изображения «Имба»: (а) исходное изображение; (б) изображение, искажённое аддитивным Гауссовым шумом с дисперсией $D_\xi = 900$; (в) результат линейной низкочастотной фильтрации; (г) результат адаптивной нелинейной фильтрации

Нелинейная фильтрация с параметрической адаптацией

Рассмотрим теперь другой простой, но достаточно эффективный способ нелинейной фильтрации, основанный на использовании линейных фильтров с параметрической адаптацией. Сущность предлагаемого подхода поясним сначала на одномерном случае. Пусть $h(i)$ – импульсная характеристика фильтра нижних частот длительностью $N=2M+1$ такая, что $h(-M)+\dots+h(0)+\dots+h(M)=1$. Будем формировать выходной сигнал фильтра согласно следующему выражению:

$$y(n) = (1 - \alpha_n \cdot \delta) \cdot x(n) + \alpha_n \cdot \sum_{\substack{i=-M \\ i \neq 0}}^M h(i) \cdot x(n-i), \quad (4)$$

где $\delta = 1 - h(0)$, а α_n – параметр адаптации, $-1 \leq \alpha_n \leq 1$.

Если параметр $\alpha_n = 1$, то выражение (4) будет соответствовать линейному фильтру нижних частот, при $\alpha_n = -1$ – фильтру верхних частот, а при $\alpha_n = 0$ входной сигнал будет передаваться без изменения. Определяя соответствующим образом параметр α адаптации, можно изменять поведение фильтра в зависимости от локальных свойств входного сигнала.

Допустим, требуется обеспечить фильтрацию импульсного сигнала от широкополосного шума без искажения фронтов. В этом случае фильтр должен изменять своё поведение, проявляя низкочастотные свойства на пологих участках изменения входного сигнала и высокочастотные при обнаружении перепадов. Определить момент перепада можно, например, с помощью оценки

$$\theta_n = [x(n+M) - x(n-M)]^2, \quad (5)$$

которая близка к нулю при медленном изменении сигнала в окрестности текущего входного отсчёта и резко возрастает в моменты перепада. Для преобразования величины θ_n в параметр адаптации α_n её необходимо привести к интервалу $[-1, 1]$. Воспользуемся для этого функцией вида

$$\alpha_n = f(\theta_n) = \frac{2}{1 + \gamma \cdot \theta_n} - 1 = \frac{1 - \gamma \cdot \theta_n}{1 + \gamma \cdot \theta_n}. \quad (6)$$

С помощью коэффициента γ в (6), изменяющего масштаб функции по оси абсцисс, фильтр может быть настроен на заданный динамический диапазон входного сигнала. При $\theta_n = 1/\gamma$ коэффициент передачи фильтра равен единице, при отклонении θ_n от данного значения в сторону уменьшения будут проявляться низкочастотные, а в сторону увеличения – высокочастотные свойства адаптивного фильтра.

Другим возможным вариантом преобразования θ_n в параметр α_n адаптации является кусочно-линейная функция

$$\alpha_n = \begin{cases} 1, & \theta_n < a; \\ \frac{2\theta_n - a - b}{b - a}, & a \leq \theta_n \leq b; \\ -1, & \theta_n > b, \end{cases}$$

где предварительная настройка фильтра на заданный динамический диапазон осуществляется изменением величин порогов a и b .

Наряду с простейшим детектором перепадов в виде (5), для формирования параметра α_n адаптации могут быть использованы и более сложные нелинейные структуры, например, нейронные сети. В частности, для обнаружения перепадов в зашумлённых изображениях можно воспользоваться структурой вида

$$\theta_n = f \left(\sum_{i=-M}^M w_i \cdot x_i + \sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M w_{ij} \cdot x_i \cdot x_j - \theta \right),$$

где $f(\bullet)$ – функция активации, изменяющаяся в диапазоне $[-1, 1]$. Определение весовых коэффициентов в подобных структурах осуществляется на основе обучения по серии тестовых примеров.

В проведённом эксперименте исследовался адаптивный нелинейный фильтр, структурная схема которого приведена на рис. 3. Для определения перепадов были использованы выражения (5) и (6). Входной сигнал представлял собой единичный скачок, искажённый добавлением Гауссова шума со среднеквадратическим отклонением $\sigma = 0,1$.

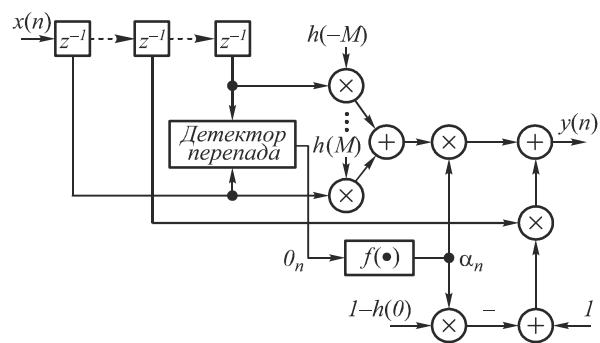


Рис. 3. Структурная схема адаптивного нелинейного фильтра

Реакция на данный сигнал адаптивного фильтра с длиной импульсной характеристики $N = 11$ и коэффициентом $\gamma = 1$ показана на рис. 4 и отличается достаточно хорошим подавлением уровня шума без заметного искажения импульсного фронта.

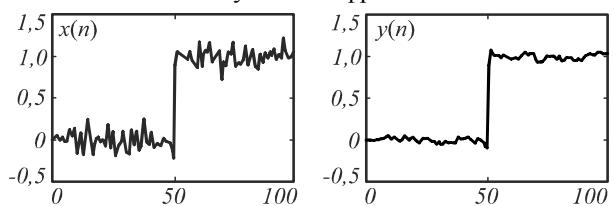


Рис. 4. Реакция на зашумлённый единичный скачок

Предложенная структура может быть использована для адаптивной фильтрации изображений двумя различными способами. При первом способе общая схема полностью сохраняется с той лишь разницей, что вместо одномерного детектора перепадов применяется двумерный. В качестве такого оператора могут быть использованы, например, оператор Собела [7] или синтезированный в [8] оптимальный детектор перепадов, устойчивый к шумам. Так, например, выбирая маску низкочастотного фильтра в виде (2), полу-

чим следующий алгоритм двумерной адаптивной фильтрации:

$$y(n_1, n_2) = (1 - 0,9\alpha_{n_1, n_2})x(n_1, n_2) + 0,1\alpha_{n_1, n_2} \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 x(n_1 - i, n_2 - j), \quad (7)$$

где параметр адаптации $\alpha_n = f(\theta_n)$, а θ_n – выходной сигнал квадратичного фильтра с коэффициентами.

Второй способ основан на использовании одномерной обработки двумерного сигнала вдоль различных направлений с последующим суммированием полученных результатов. Для пояснения данного подхода построим, например, адаптивный двумерный фильтр с маской $N \times N$, $N = 2M + 1$, используя для подавления шума оператор арифметического среднего, а для определения перепадов выражение вида (5). Обработку двумерного сигнала будем осуществлять по четырём основным направлениям, обозначая их с помощью пары индексов (i, j) следующим образом: $(0, 1)$ – горизонтальное; $(1, 0)$ – вертикальное; $(1, 1)$ – правое диагональное; $(-1, 1)$ – левое диагональное.

На основании (4), после подстановки $h(n) = 1/N$ алгоритм фильтрации в направлении (i, j) принимает вид

$$y_{(i,j)}(n_1, n_2) = (1 - \alpha_{(i,j), n_1, n_2})x(n_1, n_2) + \frac{\alpha_{(i,j), n_1, n_2}}{N} \sum_{k=-M}^M x(n_1 + i + k, n_2 + j + k) = x(n_1, n_2) - \frac{\alpha_{(i,j), n_1, n_2}}{N} \times \left(Nx(n_1, n_2) - \sum_{k=-M}^M x(n_1 + i + k, n_2 + j + k) \right). \quad (8)$$

Здесь $\alpha_{(i,j), n_1, n_2} = f(\theta_{(i,j), n_1, n_2})$ и представляет собой параметр адаптации в направлении (i, j) , где $\theta_{(i,j), n_1, n_2}$ – реакция детектора перепадов в том же направлении, равная

$$\theta_{(i,j), n_1, n_2} = [x(n_1 + i + M, n_2 + j + M) - x(n_1 + i - M, n_2 + j - M)]^2.$$

Выходной сигнал $y(n_1, n_2)$ фильтра представляет собой сумму компонент (8), вычисленных по различным направлениям

$$y(n_1, n_2) = y_{(0,1)}(n_1, n_2) + y_{(1,0)}(n_1, n_2) + y_{(1,1)}(n_1, n_2) + y_{(-1,1)}(n_1, n_2). \quad (9)$$

В общем случае при формировании каждой составляющей реакции (9) фильтра в функциях $f(\theta_{(i,j), n_1, n_2})$ могут быть использованы различные коэффициенты γ (или пороги a и b) для различных направлений фильтрации, что позволяет учитывать априорную информацию об изображении. Например, могут быть усилены высокочастотные свойства фильтра в диагональном направлении и низкочастотные – в горизонтальном и т.п.

Для сравнения рассмотренных адаптивных нелинейных фильтров использовалось синтезированное тестовое изображение размером 60×60 , показанное на рис. 5а и состоящее из линий толщиной в 3 пикселя, ориентированных в различных направлениях. Входное изображение на рис. 5б формировалось из исходного путём добавления нормального шума с дисперсией $\sigma^2 = 400$.

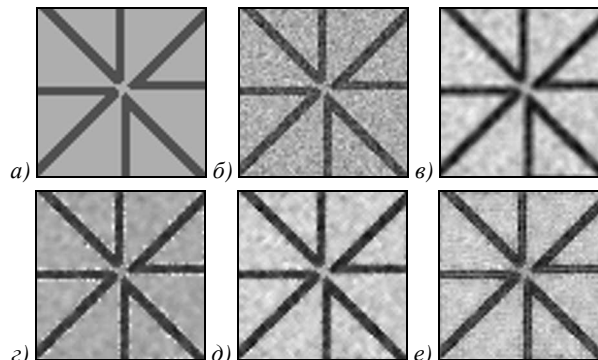


Рис. 5. Результаты обработки тестового изображения различными фильтрами: (а) исходное изображение; (б) изображение, искажённое Гауссовым шумом с дисперсией $\sigma^2 = 400$; (в) результат линейной фильтрации с маской 3×3 ; (г, д, е) результаты адаптивной обработки различными нелинейными фильтрами

Результат линейной низкочастотной фильтрации данного изображения с маской (2) приведён на рис. 5в и характеризуется размытием границ, в результате за счёт появления ореола толщина линий увеличивается до 5 пикселей. На рис. 5г показан результат адаптивной обработки с помощью нелинейного фильтра с регулированием веса нелинейной составляющей (см. рис. 1) с маской 3×3 и параметрами: $\gamma = 0,001$, $a = 0$, $b = 1$. На рис. 5д приведено изображение, полученное в результате обработки нелинейным фильтром вида (7), использующим в качестве детектора перепадов устойчивый к шумам нелинейный оператор с коэффициентами, синтезированный в [8]. И наконец, на рис. 5е приведён результат, полученный с помощью нелинейного фильтра вида (9), основанного на раздельной фильтрации по направлениям с размером маски $N = 5$. Для формирования параметра адаптации использовалась функция (6), а коэффициент γ выбирался в соответствии с уровнем шума.

Как видно из приведённых рисунков, хотя в деталях результаты нелинейной обработки несколько отличаются друг от друга, все нелинейные фильтры позволяют снизить уровень шума, сохраняя при этом границы перепадов. Наибольшее подавление шума наблюдается на рис. 5г и д, в то время как чёткость линий выше на рис. 5е. Для рис. 5г, д характерны, хотя и в меньшей степени, чем при линейной обработке, некоторые искажения элементов изображения, непосредственно примыкающих к границам перепадов. С увеличением размера маски данные искажения будут увеличиваться. Подобные искажения практически отсутствуют на рис. 5е, что можно объяснить раздельной адаптацией фильтра к локальным свойствам изображения в различных направлениях.

Пример фильтрации зашумлённого изображения приведён на рис. 6. В качестве входного использовалось изображение «Замок» (рис. 6а), искажённое Гауссовым шумом с дисперсией $\sigma^2 = 500$ (рис. 6б). Результаты линейной фильтрации с маской (3) и адаптивной нелинейной фильтрации вида (9) со значением $N = 5$ показаны соответственно на рис. 6в и г. Параметр адаптации формировался согласно выражениям (5), (6). Из сравнения приведённых результатов видно, что качество изображения после нелинейной обработки значительно выше и отличается более высокой степенью подавления шума и чёткостью деталей изображения.

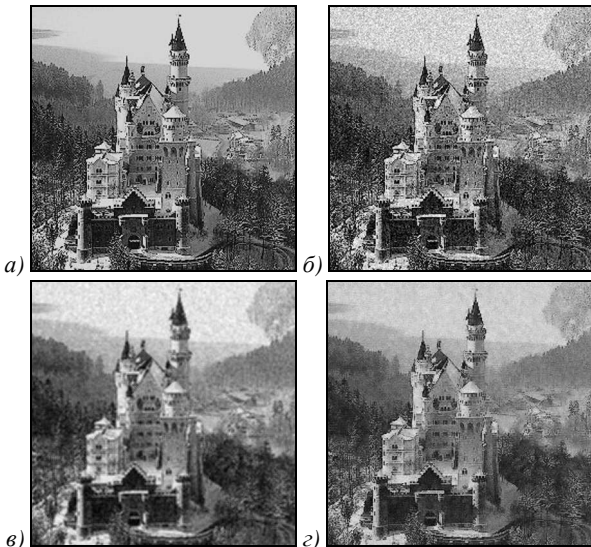


Рис. 6. Результаты фильтрации изображения «Замок»: (а) исходное изображение; (б) изображение, искажённое Гауссовым шумом с дисперсией $\sigma^2 = 500$; (в) результат линейной низкочастотной фильтрации с маской 3×3 ; (г) результат адаптивной нелинейной фильтрации вида (9) с размером маски $N = 5$

Рассмотренный принцип адаптивной фильтрации может быть использован не только для подавления шумов с непрерывной функцией распределения вероятностей, но также и различного рода импульсных шумов, возникающих, например, в результате ошибок декодирования в процессе передачи изображений по каналам связи. Они проявляются в виде выбросов яркости отдельных пикселей изображения. Искажённое изображение достаточно хорошо описывается моделью вида [5]

$$x(\mathbf{n}) = \begin{cases} \Delta_{\xi} & , \text{ с вероятностью } p; \\ s(\mathbf{n}) & , \text{ с вероятностью } 1 - p, \end{cases} \quad (10)$$

где Δ_{ξ} – значение выбросов яркости (шума).

Для подавления такого рода помех обычно используется медианная фильтрация [5, 7]. В её основе лежит упорядочение элементов изображения по возрастанию и выделение среднего члена полученного ряда. Медианная фильтрация является более эффективным средством подавления импульсных помех, чем обычное усреднение, так как позволяет сохранить чёткость деталей изображения. Размер окна медианного фильтра должен быть выбран в два раза больше ширины им-

пульса, что будет обеспечивать подавление одиночных импульсов. В случае слияния импульсов медианный фильтр не гарантирует их удаление. Для удаления таких помех размер маски фильтра должен быть увеличен. Однако это неизбежно приводит к размыванию границ деталей изображения.

Медианная фильтрация предполагает обработку изображения целиком, заменяя текущий элемент изображения значением медианы независимо от того, искажён он или нет. В результате такая фильтрация не только удаляет импульсные шумы, но и вносит искажения в истинные элементы изображения.

В предлагаемой ниже схеме адаптивной нелинейной фильтрации, представленной на рис. 7, коррекция осуществляется лишь в случае обнаружения искажённого элемента изображения. При размере маски фильтра $N \times N$, $N = 2M + 1$ (на рисунке $N = 3$) сигнал на его выходе определяется следующим выражением:

$$y(n_1, n_2) = (1 - \alpha_{n_1, n_2}) \cdot x(n_1, n_2) + \frac{\alpha_{n_1, n_2}}{N^2 - 1} \cdot \sum_{\substack{i=-M \\ i \neq 0}}^M \sum_{\substack{j=-M \\ j \neq 0}}^M x(n_1 - i, n_2 - j). \quad (11)$$

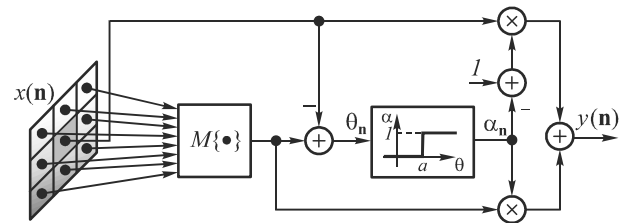


Рис. 7. Структурная схема адаптивного нелинейного фильтра для подавления импульсного шума

Здесь для обнаружения импульсной помехи используется оценка

$$\theta_{\mathbf{n}} = \theta_{n_1, n_2} = x(\mathbf{n}) - \frac{1}{N^2 - 1} \cdot \sum_{\substack{i=-M \\ i \neq 0}}^M \sum_{\substack{j=-M \\ j \neq 0}}^M x(n_1 - i, n_2 - j), \quad (12)$$

представляющая собой отклонение текущего элемента $x(\mathbf{n})$ от среднего значения элементов изображения, расположенных в его окрестности размером $N \times N$. Параметр $\alpha_{\mathbf{n}}$ адаптации фильтра, принимающий дискретные значения 0 и 1, формируется следующим образом:

$$\alpha_{\mathbf{n}} = f(\theta_{\mathbf{n}}) = \begin{cases} 1, & \theta_{\mathbf{n}} > a; \\ 0, & \theta_{\mathbf{n}} \leq a. \end{cases}$$

Если величина $\theta_{\mathbf{n}}$ превышает заданный порог a ($\alpha_{\mathbf{n}} = 1$), элемент $x(\mathbf{n})$ классифицируется как помеха и заменяется средним значением окружающих его элементов. В противном случае ($\alpha_{\mathbf{n}} = 0$) элемент $x(\mathbf{n})$ передаётся на выход фильтра без изменения.

В случае сильного искажения изображения и наличия остаточных помех после проведённой фильтрации полученное изображение может быть обработано повторно с меньшим значением порога a . Последовательное снижение порога от этапа к этапу позволяет

свести к минимуму эффект размывания границ деталей изображения. Как правило, достаточно хорошие результаты имеют место уже после 2–3 этапов обработки изображения.

Примеры фильтрации импульсных шумов приведены на рис. 8. Искажённое согласно (10) изображение «Лена» при $p = 0,2$ и $\Delta_\varepsilon = 250$ показано на рис. 8а. Результат обработки данного изображения с помощью медианного фильтра с маской размером 3×3 приведён на рис. 8б и характеризуется остаточными шумами и наличием искажений, придающих ему несколько стилизованный вид. Эти искажения усиливаются при увеличении размера маски медианного фильтра. На рис. 8в показано изображение, полученное в результате адаптивной нелинейной фильтрации вида (11) с порогом $a = 70$. Здесь по сравнению с медианной фильтрацией уровень шумов существенно ниже, а характер остаточных искажений более гладкий. Для уменьшения данных искажений полученное изображение было вновь обработано адаптивным фильтром с меньшим значением порога $a = 30$. В результате получено изображение на рис. 8г, на котором импульсные помехи практически отсутствуют, а искажения, связанные с некоторым снижением чёткости изображения, ниже, чем в случае медианной фильтрации.



Рис. 8. Результаты фильтрации изображения «Лена»: (а) изображение, искажённое импульсным шумом с вероятностью $p = 0,2$; (б) результат медианной фильтрации с маской 3×3 ; (в, г) результаты последовательной нелинейной фильтрации с величинами порога a , равными соответственно 70 и 30

Заключение

Таким образом, предложенные структуры и принципы построения цифровых нелинейных фильтров с адаптацией к локальным свойствам входного сигнала отличаются простотой и возможностью управления процессом нелинейной фильтрации с помощью небольшого количества параметров, что даёт возможность их использования при решении различных задач цифровой обработки изображений с возможностью получения наглядных предсказуемых результатов фильтрации.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке Министерства образования и науки РФ в рамках государственного задания на проведение НИР.

Литература

1. Щербаков, М.А. Синтез Парето-оптимальных нелинейных фильтров для обработки изображений / М.А. Щербаков // Автоматика и телемеханика. – 2010. – № 2. – С. 179-191.
2. Щербаков, М.А. Итерационный метод оптимальной нелинейной фильтрации изображений / М.А. Щербаков // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2011. – № 4(20). – С. 43-56.
3. Копенков, В.Н. Алгоритм автоматического построения процедуры локальной нелинейной обработки изображений на основе иерархической регрессии / В.Н. Копенков, В.В. Мясников // Компьютерная оптика. – 2012. – Т. 36, № 2. – С. 257-265.
4. Щербаков, М.А. Алгоритмы адаптации цифровых полиномиальных фильтров / М.А. Щербаков // Труды VI Санкт-Петербургского симпозиума по теории адаптивных систем. – 1999. – Т. 2. – С. 195-197.
5. Pitas, I. Nonlinear digital filters: principles and applications / I. Pitas, A.N. Venetsanopoulos. – Boston: Kluwer Academic Publishers, 1990. – 391 p.
6. Щербаков, М.А. Метод синтеза цифровых полиномиальных фильтров с помощью базисных частотных функций / М.А. Щербаков, С.В. Сорокин // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2007. – № 4. – С. 74-86.
7. Прэйт, У. Цифровая обработка изображений: В 2 кн. – М.: Мир, 1982. – Кн. 1. – 312 с. – Кн. 2. – 480 с.
8. Щербаков, М.А. Матричное решение задачи оптимальной нелинейной фильтрации изображений / М.А. Щербаков, С.В. Сорокин // Надежность и качество: Труды международного симпозиума. – Пенза: Информационно-издательский центр ПГУ, 2007. – Т. 1. – С. 285-288.

References

1. Shcherbakov, M.A. Designing Pareto Optimal Nonlinear Filters for Image Processing / M.A. Shcherbakov // Automation and Remote Control. – 2010. – Vol. 71, N 2. – P. 339-351.
2. Shcherbakov, M.A. Iterative method of optimal nonlinear filtering of images / M.A. Shcherbakov // University Proceedings. Volga Region. Technical Sciences. – 2011. – Vol. 4(20). – P. 43-56. – (In Russian).
3. Kopenkov, V.N. An algorithm for automatic construction of computational procedure of non-linear local image processing on the base of hierarchical regression / V.N. Kopenkov, V.V. Myasnikov // Computer Optics. – 2012. – Vol. 36(2). – P. 257-265.
4. Shcherbakov, M.A. Proceedings of 6th Saint Petersburg Symposium on Adaptive Systems Theory / M.A. Shcherbakov // Proceedings of the St. Petersburg VI Symposium on the Theory of adaptive systems. – 1999. – Vol. 2. – P. 195-197. – (In Russian).
5. Pitas, I. Nonlinear digital filters: principles and applications / I. Pitas, A.N. Venetsanopoulos. – Boston: Kluwer Academic Publishers, 1990. – 391 p.
6. Shcherbakov, M.A. Method for the synthesis of digital polynomial filters using basis frequency functions / M.A. Shcherbakov, S.V. Sorokin // University Proceedings. Volga Region. Technical Sciences. – 2007. – Vol. 4. – P. 74-86. – (In Russian).
7. Pratt, W. Digital image processing (In 2 books). – Wiley-Interscience A John Wiley & Sons, Inc., Publication. – 786 p.
8. Shcherbakov, M.A. A matrix solution of the problem of optimal nonlinear image filtering / M.A. Shcherbakov, S.V. Sorokin // Reliability and quality: Proceedings of the International Symposium. – Penza: PSU Publisher, 2007. – Vol. 1. – P. 285-288. – (In Russian).

NONLINEAR FILTERING WITH ADAPTATION TO LOCAL PROPERTIES OF THE IMAGE

*M.A. Shcherbakov, A.P. Panov
Penza State University*

Abstract

Different approaches to the construction of digital nonlinear filters that operate by use of local image properties are offered. Structures of nonlinear filters with variable nonlinear-component weight and parametric adaptation are considered. The effectiveness of the proposed methods of filtering is illustrated by the examples of the additive Gaussian and impulse noise suppression.

Key words: digital image processing, adaptive nonlinear filter, noise reduction.

Сведения об авторах

Щербakov Михаил Александрович, 1954 года рождения, в 1976 году окончил с отличием Пензенский политехнический институт по специальности «Автоматизированные системы управления», доктор технических наук (1998), профессор, заведует кафедрой автоматике и телемеханики Пензенского государственного университета. Область научных интересов: цифровая обработка сигналов и изображений, искусственный интеллект, нелинейная фильтрация, моделирование и идентификация нелинейных систем.

E-mail: mkhshch@gmail.com.

Mikhail Aleksandrovich Shcherbakov (b. 1954) graduated with honors from Penza Polytechnical Institute in 1976, majoring in Automated Control Systems, Doctor of Technical Sciences (1998), Professor, Head of Automation and Remote Control sub-department of Penza State University. Research interests: digital signal and image processing, artificial intelligence, nonlinear filtering, modeling and identification of nonlinear systems.



Панов Алексей Павлович, 1974 года рождения, в 1997 году окончил Пензенский политехнический институт по специальности «Автоматика и телемеханика», кандидат технических наук (2005), работает ведущим программистом кафедры автоматике и телемеханики Пензенского государственного университета. Область научных интересов: цифровая обработка сигналов, моделирование систем, программирование.

E-mail: alex_sky007@rambler.ru.

Alexey Pavlovich Panov (b. 1974) graduated from Penza Polytechnical Institute in 1997, majoring in Automation and Remote Control, Candidate of Technical Sciences (2005), works as the leading programmer of Automation and Remote Control sub-department of Penza State University. Research interests: digital signal processing, system modeling, programming.

Поступила в редакцию 7 октября 2014г.