

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	PIIHU (Russia) = 0.156	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 8.716	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 5.667	OAJI (USA) = 0.350

SOI: [1.1/TAS](#) DOI: [10.15863/TAS](#)

International Scientific Journal Theoretical & Applied Science

p-ISSN: 2308-4944 (print) e-ISSN: 2409-0085 (online)

Year: 2019 Issue: 04 Volume: 72

Published: 30.04.2019 <http://T-Science.org>

QR – Issue



QR – Article



Mukhammadyunus Usubzhonovich Norinov

Doctoral student,
Tashkent University of information technologies named
after Muhammad al-Khorezm

Bakhtier Abduvakhidovich Abdukodirov

Senior lecturer,
Fergana branch of Tashkent University of information
technologies named after Muhammad al-Khorezm

Azizbek Otabekovich Tillavoldiev

Assistant,
Fergana branch of Tashkent University of information
technologies named after Muhammad al-Khorezm

Nodirbek Toxirjonovich Urinov

Assistant,
Andijan state University

ALGORITHM FOR ELIMINATING NOISE BY A SMOOTH-SMOOTH IMAGE MODEL

Abstract: The article analyzes the existing methods and technologies to eliminate possible noise or noise. An algorithm for adaptive median filtering is proposed, designed to attenuate a more intense bipolar impulse noise, as well as a method for eliminating noise by a piecewise-smooth image model. A method of image processing by adaptive low-frequency filtering has been developed, which allows to significantly improve the image quality.

Key words: impulse, intensity, signal filtering, noise, piecewise smooth model.

Language: Russian

Citation: Norinov, M. U., Abdukodirov, B. A., Tillavoldiev, A. O., & Urinov, N. T. (2019). Algorithm for eliminating noise by a smooth-smooth image model. *ISJ Theoretical & Applied Science*, 04 (72), 509-512.

Soi: <http://s-o-i.org/1.1/TAS-04-72-65> **Doi:**  <https://dx.doi.org/10.15863/TAS.2019.04.72.65>

АЛГОРИТМ УСТРАНЕНИЯ ШУМА КУСОЧНО-ГЛАДКОЙ МОДЕЛЬЮ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Аннотация: В статье проведен анализ существующих методов и технологий устранения возможных помех или шумов. Предложен алгоритм адаптивной медианной фильтрации, предназначенный для ослабления более интенсивной биполярной импульсной помехи, а также метод устранения шума кусочно-гладкой моделью изображения. Разработана методика обработки изображений путем адаптивной низкочастотной фильтрации, позволяющая существенно повысить качество изображения.

Ключевые слова: импульс, интенсивность, фильтрация сигнала, помехи, кусочно-гладкий модель.

Введение

Интенсивное развитие средств вычислительной техники и информационных технологий открыли широкой сферы их применение в обработке различного вида изображений.

В частности, расширение сферы применения информационных технологий в космонавтике, в

медицине, в криминалистике, в геодезии, в картографии, в транспорте, в архиве, в телевидении и которые соответственно внесли ощутимый вклад в развитие экономики, техники и науки. Одновременно возникли и другие проблемы, связанные наличием помех или белого шума в изображениях. Поэтому приобрела необходимость разработки новых методов и

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	РИИЦ (Russia) = 0.156	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 8.716	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 5.667	OAJI (USA) = 0.350

технологий устранения возможных помех или шумов.

Основная часть

Алгоритм адаптивной медианной фильтрации предназначен для ослабления более интенсивной биполярной импульсной помехи, вероятность появления импульсов которой превышает $p_n \leq 0,2$ [1]. Кроме того, этот алгоритм обладает тем преимуществом, что он в меньшей степени искажает детали изображения, не поврежденные импульсным шумом. Особенностью адаптивного алгоритма является то, что в отличие от обычного медианного фильтра он при определенных условиях увеличивает размер окна, перекрывающего нечетное число пикселей, которым сканируется фильтруемое изображение [4]. При реализации алгоритма измеряются следующие значения интенсивностей пикселей, оказавшихся в пределах окна, которое, как и ранее, может иметь любую форму (прямоугольную, крестообразную и т. д.):

- максимальное значение интенсивности L_{\max} ;
- минимальное значение интенсивности (яркости) L_{\min} ;
- значение интенсивности пикселя, занимающего центральное положение в окне L_c ;
- медиана последовательности пикселей, оказавшихся в окне $L_{\text{мед}}$;
- максимальный допустимый размер фильтрующего окна S_{\max} , который в диалоге задается числом пикселей.

Алгоритм адаптивной медианной фильтрации включает в себя две ветви: I и II. Задача, которую выполняет первая ветвь, — это определение, является ли медиана $L_{\text{мед}}$ результатом воздействия импульса помехи (положительного или отрицательного) на изображение, или нет. В том случае если выполняется условие $L_{\min} < L_{\text{мед}} < L_{\max}$, то считается, что найденное значение $L_{\text{мед}}$ не является результатом воздействия импульса помехи на изображение, и тогда совершается переход к выполнению второй ветви алгоритма. При выполнении второй ветви алгоритма проверяется, является ли значение интенсивности пикселя, занимающего центральное положение в окне, L_c , результатом воздействия импульса помехи (положительного или отрицательного) на изображение, или нет [5]. *В том случае если выполняется условие $L_{\min} < L_c < L_{\max}$, то считается, что значение L_c , не является результатом воздействия импульса помехи на изображение, и в качестве результата фильтрации принимается значение L_c , а не значение медианы. Благодаря этому минимизируются искажения, неизбежно

возникающие при фильтрации изображения. В том случае, если это неравенство не выполняется, т. е. либо $L_c = L_{\max}$ либо $L_c = L_{\min}$, считается, что это результат воздействия импульса помехи на изображение, и в качестве результата фильтрации принимается значение $L_{\text{мед}}$, которое, как следует из результата работы первой ветви алгоритма, не является следствием воздействия импульса помехи.

Продолжая изложение работы алгоритма, рассмотрим случай, когда при выполнении первой ветви алгоритма условие $L_{\min} < L_{\text{мед}} < L_{\max}$ оказывается нарушенным, т. е. случай, когда медиана считается результатом воздействия импульса помехи на изображение. В этом случае согласно алгоритму, увеличиваются размеры фильтрующего окна и повторяются вычисления первой ветви алгоритма. Так будет продолжаться до тех пор, пока либо не будет найдена медиана, не считающаяся результатом воздействия импульса помехи, либо размеры окна не достигнут максимально разрешенного размера S_{\max} . В последнем случае в качестве результата фильтрации принимается значение L_c [3].

Далее приводится схема алгоритма.

Ветвь I:

$$A1 = L_{\text{мед}} - L_{\min};$$

$$A2 = L_{\text{мед}} - L_{\max};$$

если $A1 > 0$ и $A2 < 0$, то перейти к ветви II; иначе увеличить размер окна; если размер окна меньше либо равен S_{\max} , повторить ветвь I; иначе принять в качестве результата L_c .

Ветвь II:

$$B1 = L_c - L_{\min};$$

$$B2 = L_c - L_{\max};$$

если $B1 > 0$ и $B2 < 0$, принять в качестве результата L_c ; иначе принять в качестве результата $L_{\text{мед}}$.

Метод, устранения шума кусочно-гладкой моделью изображения предназначен для оценки и устранения шума из изображения в автоматическом режиме, он базируется на использовании кусочно-гладкой модели изображения (piecewise smooth image model) [2]. Алгоритм этого метода включает в себя следующие этапы.

1. Вначале зашумленное изображение $L(x, y)$ подвергается сегментации, при этом из множества известных методов сегментации авторы применяют так называемый К-метод, как это описано в [3]. В результате проведенной сегментации изображение оказывается разделенным на сегменты (области) Ω_i . При этом каждый сегмент представляется средним значением цвета и некоторой пространственной протяженностью. Пространственная протяженность задается таким образом, чтобы

Impact Factor:

SISRA (India) = 3.117	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	ПИИЦ (Russia) = 0.156	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 8.716	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 5.667	OAJI (USA) = 0.350

форма сегмента имела бы тенденцию к выпуклой форме, и чтобы все сегменты имели бы примерно одинаковые размеры.

2. Следующая операция, авторы ее называют по сегментной аффинной реконструкцией (per-segment affine reconstruction), заключается в том, что каждый сегмент подвергается аффинному преобразованию, в результате которого для каждого сегмента находится функция $L_{AF}(x, y)$, определяющая распределение яркости в его пределах, для которой

$$\sigma^2 = \overline{[L(x, y) - L_{AF}(x, y)]^2}$$

минимально. Эта функция называется аффинной реконструкцией сегмента. Далее принимается, что разность между зашумленным изображением и его аффинной реконструкцией

$$\Delta L(x, y) = L(x, y) - L_{AF}(x, y),$$

состоит из двух составляющих: составляющей текстуры $L_T(x, y)$, и составляющей шума $L_{Ш}(x, y)$:

$$\Delta L(x, y) = L_T(x, y) + L_{Ш}(x, y),$$

Таким образом, исходное, зашумленное изображение рассматривается как сумма трех составляющих

$$L(x, y) = L_{AF}(x, y) + L_T(x, y) + L_{Ш}(x, y),$$

при этом составляющими, представляющими не зашумлённое изображение $L_c(x, y)$, т.е. сигнальными, являются первые две.

$$L_c(x, y) = L_{AF}(x, y) + L_T(x, y).$$

Далее в цитируемой работе принимается, что:

- аффинная реконструкция сегмента не является случайным процессом;
- текстура и шум являются случайными взаимно некоррелированными процессами, ковариационные матрицы которых - K_T и $K_{Ш}$ соответственно;
- сигнальный и шумовой компоненты взаимно независимы.

3. Использование аффинные реконструкции сегментов для реконструкции всего изображения в целом, то в нем возникнут ложные контуры и, кроме того, реальные границы станут более резкими. Во избежание этого производится оценка размытости границ в исходном, зашумленном изображении следующим образом [8]. Вычисляются ряд размытых версий $L_{AF\Omega}(x, y, r)$

аффинной реконструкции $L_{AF}(x, y)$ путем ее свертки с импульсной характеристикой

$$h(x, y) = \frac{1}{\pi r^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{r^2}\right),$$

где r – параметр, определяющий степень размытия. Чем больше r , тем больше размытие. Затем каждая граница C_{ij} между сегментами Ω_i и Ω_j расширяется в пять раз как в направлении области Ω_i , так и в направлении области Ω_j для того, чтобы получить маску G_{ij} . После этого находятся значения средних квадратов разностей исходного изображения $L(x, y)$ и его размытых версий $L_{AF\Omega}(x, y, r)$ для каждого значения параметра r в пределах маски, т. е.

$$\sigma^2(r) = \overline{[L(x, y) - L_{AF\Omega}(x, y, r)]^2},$$

За значение параметра, характеризующего степень размытия в исходном изображении, принимается то, обозначим его $r_{\text{опт}}$, которому соответствует минимум среднего квадрата $\overline{[L(x, y) - L_{AF\Omega}(x, y, r)]^2}$, вычисленного в пределах маски G_{ij} . После этого производится замена неразмытых границ в пределах, определяемых маской G_{ij} , на размытые границы, взятые из аффинной реконструкции $L_{AF\Omega}(x, y, r)$ полученной при найденном параметре размытия $r_{\text{опт}}$.

4. Далее, применяя Байесовский подход к решению задачи, находятся апостериорные оценки ковариационных матриц шума $K_{\text{аш}}$ и текстуры $K_{\text{ат}}$ соответственно [7].

5. Заключительным этапом алгоритма является реконструкция обрабатываемого изображения. Для этой цели авторы используют: исходное, зашумленное изображение, его аффинную реконструкцию, полученную при найденном параметре размытия $r_{\text{опт}}$, а также апостериорные оценки матриц шума и текстуры.

Описанный метод действительно является эффективным в отношении подавления шума;

Заключение

Разработана методика обработки изображений путем адаптивной низкочастотной фильтрации, позволяющая существенно повысить качество изображения, отличающаяся применением низкочастотных фильтров в зависимости от типа шума на изображении.

Модифицирован метод выделения контуров изображения путем вычисления градиента, который отличается большей точностью вычисления градиента изображения.

Impact Factor:

ISRA (India) = 3.117	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	PIHHI (Russia) = 0.156	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 8.716	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 5.667	OAJI (USA) = 0.350

References:

1. Gruzman, I. S. (2000). *Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy v informatsionnykh sistemakh: Uchebnoe posobie.* (p.168). Novosibirsk: Izd-vo NGTU.
2. Bezrukov, B. N. (2002). *Spetsifika videokontrolya izobrazheniy veshchatel'nogo televideniya.* Materialy mezhdunarodnogo kongressa HAT, Moskva, pp.215-216.
3. Veligosha, D. A. (2010). Algoritm szhatiya izobrazheniy na osnove veyvlet-preobrazovaniy. *Izv. Orel GTU. Inf. sistemy i tekhnol., №5,* pp. 13-16.
4. Abramov, S. K., Fevralev, D. V., Roenko, A. A., Zryakhov, M. S., & Lukin, V. V. (2011). *Obrabotka informatsii v tsifrovyykh sistemakh svyazi.* Uchebnoe posobie po laboratornomu praktikumu. (p.38, p.1). Khar'kov: KhAI.
5. Belikova, T. P., Stenina, I. I., & Yashunskaya, N. I. (1997). *Obrabotka izobrazheniy i sindromnyy analiz priznakov dlya uluchsheniya izobrazheniy.* *Komp'yuternaya optika, № 17,* pp. 103-111.
6. Betkhin, Y. S., & Bryantsev, A. A. (2012). Kompressiya zashumlennykh izobrazheniy v biblioteke veyvlet-kodekov. *Vestnik RGRTU, №1.* Riga, pp.146-147.
7. Shapiro, L., & Stokman, D. (2006). *Komp'yuternoe zrenie.* (p.752). Moscow: BINOM. Laboratoriya znaniy.
8. Gonsales, R., & Vuds, R. (2005). *Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy.* (p.1072). Moscow: Tekhnosfera.
9. Belyaev, E. A., & Tyurlikov, A. M. (2007). Upravlenie skorost'yu i oshibkoy kodirovaniya v sisteme szhatiya i peredachi videoinformatsii s ogranicheniyami na pamyat' peredayushchego i primamayushchego ustroystv. *Komp'yuternaya optika. Moskva, №2,* pp.69-76.
10. Cherepanova, A. V. (2011). Otsenka kachestva szhatoy videoinformatsii. *Vesti. SibGUTI, № 1,* pp.61-70.