



ФИЛЬТРАЦИЯ ИМПУЛЬСНОГО ШУМА ПО СУПЕРПИКСЕЛЬНОМУ ПРЕДСТАВЛЕНИЮ ИЗОБРАЖЕНИЯ

(Самарский университет)

Введение

Одной из актуальных проблем обработки изображений является эффективная фильтрация шума, который зачастую возникает на изображениях в процессе формирования и передачи, что ухудшает их визуальное качество и затрудняет дальнейший анализ [1]. На практике часто встречается импульсный шум. Он характеризуется заменой части пикселей изображения значениями фиксированной или случайной величины. На изображении такие помехи выглядят изолированными контрастными точками [2]. Для борьбы с импульсным шумом к стандартному пиксельному представлению изображения применяются нелинейные фильтры. Самым известным примером является медианный фильтр [3].

В последнее время всё большую популярность набирает подход к хранению и обработке изображений по суперпикселям – связным непересекающимся областям, объединяющим в себе однородные по некоторым признакам (яркость, текстура и т.д.) пиксели [4-6]. Во-первых, это объясняется тем, что, поскольку число суперпикселей много меньше числа пикселей изображения, то понижается вычислительная сложность решаемых задач. Во-вторых, суперпиксели при правильном разбиении не пересекают границ объектов, следовательно, суперпиксельная обработка производится по объектам изображения или их частям [5] в отличие от стандартной пиксельной обработки, зачастую представленную методом «скользящего окна», в которое могут входить пиксели различных объектов.

В настоящей работе предлагается метод фильтрации импульсного шума со случайными значениями импульсов по суперпиксельному представлению, приводится сравнение эффективности с медианным фильтром.

Фильтрация импульсного шума по суперпиксельному представлению

Пусть $x_0(n_1, n_2)$ – отсчёты исходного (идеального) полутонового изображения размера $N_1 \times N_2$. Обозначим $x(n_1, n_2)$ – отсчёты зашумлённого изображения:

$$x(n_1, n_2) = \begin{cases} v(n_1, n_2), & \text{с вероятностью } p \\ x_0(n_1, n_2), & \text{с вероятностью } 1 - p \end{cases} \quad (1)$$

где $v(n_1, n_2)$ – отсчёты шумового поля статистически независимые друг от друга с равномерно распределённой яркостью в диапазоне $0, \dots, 255$.

Будем считать, что пиксельная сетка зашумлённого изображения $x(n_1, n_2)$ недоступна для наблюдения, а, имеется его суперпиксельное представление $D_x = \{D_m\}_{m=1, \dots, M}$, полученное алгоритмом сегментации, с высокой точностью сохраняющим яркостную информацию изображения, где M – число



суперпикселей, и для каждого суперпикселя D_m известен набор признаков $F(D_m)$. Тогда задача восстановления заключается в получении по суперпиксельному представлению D_x зашумлённого изображения $x(n_1, n_2)$ оценки $\hat{x}_0(n_1, n_2)$ близкой к эталонному изображению $x_0(n_1, n_2)$ по некоторому критерию [1]. В рамках настоящей работы для определения качества восстановления будем использовать среднеквадратическое отклонение (СКО):

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n_1=1}^{N_1} \sum_{n_2=1}^{N_2} (\hat{x}_0(n_1, n_2) - x_0(n_1, n_2))^2}. \quad (2)$$

Положим, что суперпиксельное представление зашумлённого изображения получено алгоритмом сегментации, описанным в [7]. Он в порядке построчной развёртки разбивает изображение на суперпиксели таким образом, что разброс значений яркостей пикселей внутри каждого из них находится в пределах диапазона $2\varepsilon_{max}$, где ε_{max} – входной параметр алгоритма, называемый далее порогом суперпиксельной сегментации. Выбор алгоритма обусловлен тем, что он с высокой точностью сохраняет яркостную информацию изображения, что позволяет локализовать импульсные шумы, а также прост в настройке.

Пусть набор признаков $F(D_m)$ каждого суперпикселя D_m включает следующие характеристики:

$$F_1(D_m) = \sum_{n_1, n_2 \in D_m} 1, \quad (3)$$

$$F_2(D_m) = \sum_{n_1, n_2 \in D_m} x(n_1, n_2), \quad (4)$$

$$F_3(D_m) = \sum_{n_1, n_2 \in D_m} x^2(n_1, n_2). \quad (5)$$

Предлагаемый алгоритм фильтрации импульсного шума на изображении, представленном в суперпиксельном виде, состоит из следующих шагов.

1) Определение суперпикселей малого размера D_n . Будем считать, что площадь суперпикселей, искажённых шумом, меньше или равна заданному значению минимально допустимой площади S_{min} :

$$F_1(D_n) \leq S_{min}. \quad (6)$$

В случае, когда шумовые пиксели на изображении не образуют группы, S_{min} достаточно считать равным 1, в противном случае значение порога может быть увеличено.

2) Получение нового суперпиксельного представления $D_{\hat{x}_0} = \{D_l\}_{l=1, \dots, L}$, где $L \leq M$, путём объединения суперпикселей малой площади, определённых на шаге 1, с соседями.

Во время объединения производится проверка истинности предиката:

$$\frac{\varepsilon^2(D_m \cup D_n)}{F_1(D_m \cup D_n)} \leq \varepsilon_{KB}^2, \quad (7)$$



где $\varepsilon^2(D_m \cup D_n)$ – суммарная квадратичная ошибка аппроксимации яркости объединённого суперпикселя; в простейшем случае аппроксимация яркости суперпикселя может быть произведена константой (математическим ожиданием яркости) [8], тогда:

$$\varepsilon^2 = F_3(D_m \cup D_n) - \frac{[F_2(D_m \cup D_n)]^2}{F_1(D_m \cup D_n)}; \quad (8)$$

$\varepsilon_{\text{КВ}}^2$ – допустимая квадратичная ошибка аппроксимации яркости суперпикселя; может быть выражена через максимальную: $\varepsilon_{\text{КВ}} = \frac{\varepsilon_{\text{max}}}{\sqrt{3}}$;

$F_1(D_m \cup D_n)$, $F_2(D_m \cup D_n)$, $F_3(D_m \cup D_n)$ – признаки (3)-(5) «объединённого» суперпикселя, которые при проверке предиката рассчитываются следующим образом:

$$F_1(D_m \cup D_n) = F_1(D_m) + F_1(D_n), \quad (9)$$

$$F_2(D_m \cup D_n) = F_2(D_m) + F_2(D_n), \quad (10)$$

$$F_3(D_m \cup D_n) = F_3(D_m) + F_3(D_n). \quad (11)$$

Если для объединённой области предикат (7) выполняется, то признаки (4)-(5) «объединённых» суперпикселей рассчитываются по формулам (10)-(11). В противном случае малые суперпиксели D_n считаются порождёнными шумом, а их яркостные характеристики игнорируются при пересчёте:

$$F_2(D_m \cup D_n) = \frac{F_2(D_m)}{F_1(D_m)} + F_1(D_m \cup D_n), \quad (12)$$

$$F_3(D_m \cup D_n) = \left[\frac{F_2(D_m)}{F_1(D_m)} \right]^2 + F_1(D_m \cup D_n). \quad (13)$$

Экспериментальные исследования

Эксперименты производились с использованием тестового полутонового изображения «Лена» размера 512×512 , представленного на рисунке 1а.

Для оценки ошибки, вносимой процессом суперпиксельной сегментации, исходное изображение было сегментировано при различных значениях параметра ε_{max} , а затем восстановлено путём аппроксимации яркости константой. Полученная зависимость проиллюстрирована на графике рисунка 2. Видно, что при $\varepsilon_{\text{max}} \leq 3$ обеспечивается СКО меньше 2. Изображение, восстановленное по суперпикселям, полученным при $\varepsilon_{\text{max}} = 3$ показано на рисунке 1б. Дальнейшее увеличение значения порога ε_{max} , приводит к появлению визуальных искажений на восстановленном изображении. В рамках дальнейших исследований, будем считать, что суперпиксельная разметка получена при $\varepsilon_{\text{max}} = 3$, т.е. погрешность пикселей не превышает 6 квантов функции яркости, что приемлемо для большинства практических приложений.



а)

б)

Рисунок 1 – Изображение «Лена»: а) исходное; б) полученное по суперпиксельному представлению ($\epsilon_{max} = 3$)

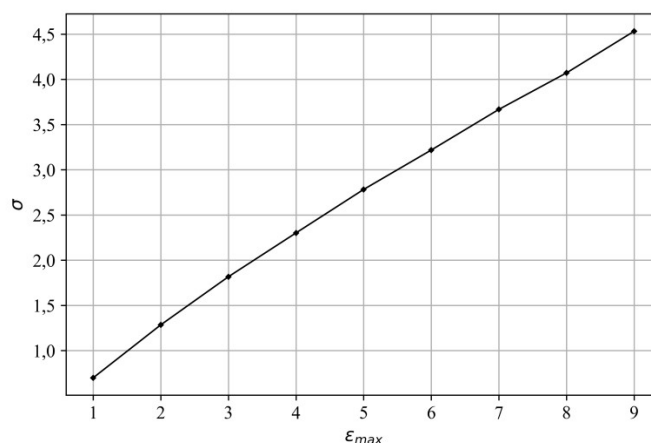


Рисунок 2 – Ошибка восстановления изображения «Лена» по суперпиксельному представлению

Фильтрация тестового изображения производилась при различной доле зашумлённых пикселей: 0,001; 0,005; 0,01; 0,5; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5. Пример зашумлённого изображения показан на рисунке 3.

Полученные результаты для предложенного суперпиксельного алгоритма при $S_{min} = 1$, а также для медианной фильтрации окном 3×3 показаны в таблице 1. Медианная фильтрация производилась по пиксельному представлению, полученному по суперпикселям. По данным таблицы 1 видно, что при всех рассматриваемых значениях доли зашумлённых пикселей, предложенный метод обеспечивает выигрыш по сравнению с медианной фильтрацией. В отличие от медианного фильтра он локализует искажённые области, поэтому ошибка при высокой степени искажения наблюдается в тех областях, где зашумлённые пиксели образуют группы, либо в областях, соответствующих малым суперпикселям, появление которых вызвано чрезмерной сегментацией, а не шумом, что можно увидеть на рисунке 4.



а)



б)



в)

Рисунок 3 – Изображение с различной долей зашумлённых пикселей:
а) 0,01; б) 0,1; в) 0,3

Таблица 1 – Зависимость СКО восстановления от доли зашумлённых пикселей

Доля зашумлённых пикселей изображения	0,001	0,005	0,01	0,05	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5
Суперпиксельный фильтр	2,76	2,79	2,81	3,04	3,33	3,89	4,45	5,03	5,68
Медианный фильтр	3,09	3,10	3,14	3,33	3,58	4,11	4,76	5,46	6,44



а)



б)



в)

Рисунок 4 – Результат суперпиксельной фильтрации при различной доле зашумлённых пикселей: а) 0,01; б) 0,1; в) 0,3

Заключение

В работе предложен метод фильтрации импульсного шума на полутонных изображениях, представленных набором суперпикселей. Приведено сравнение с медианным фильтром, показано, что метод суперпиксельной фильтрации обеспечивает меньшее значение СКО ошибки восстановления и может быть применён на практике для улучшения качества изображений в суперпиксельном представлении.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ (№ 19-37-90116).

Литература

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.



2. Pitas I., Venetsanopoulos A. Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications. – Boston, MA: Kluwer, 1990.
3. Методы компьютерной обработки изображений / М.В. Гашников и др.; под ред. В.А. Сойфера. – Изд. 2-е, испр. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с.
4. Ren, X. Learning a classification model for segmentation / X. Ren, J. Malik // Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision in ICCV. – 2003. – P. 10-17.
5. Achanta, R. SLIC Superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods / R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, S. Susstrunk // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2012. – Vol. 34 (11). – P. 2274-2282.
6. Stutz, D. Superpixels: An evaluation of the state-of-the-art / D. Stutz, A. Hermans, B. Leibe // Computer Vision and Image Understanding. – 2018. – Vol. 166. – P. 1-27.
7. Сергеев, В.В. Имитационная модель изображения и метод сжатия данных / В.В. Сергеев, В.А. Сойфер // Автоматика и вычислительная техника. – 1978. – № 3. – С.76-78.
8. Егорова, А.А. Исследование эффективности суперпиксельной фильтрации изображений / А.А. Егорова // Сборник трудов ИТНТ-2020. – Самара: Самарский университет, 2020. – Т. 2. – С. 32-39.

Б.А. Есипов

АЛГОРИТМ КЛАСТЕРИЗАЦИИ С ПРОЕКЦИЕЙ НА ОСНОВЕ МАТРИЦЫ БЛИЗОСТИ

(Самарский университет)

Во многих задачах практики приходится решать задачи оптимального размещения «центров» обслуживания «объектов». Например, это выбор мест расположения контейнерных пунктов для промышленных предприятий, размещение камер видеонаблюдения, организация центров ремонта, станций скорой помощи и многое другое. В качестве математической модели решения задач оптимизации выбора центров обслуживания можно применять известный аппарат кластерного анализа. Особенностью перечисленных примеров задач является то, что выбираемые «центры», должны находиться не в произвольных точках местности, а в определенных местах (на ж/д станциях, перекрестках дорог или на шоссе, или просто заранее заданных удобных точках пространства). Для решения таких задач разработан и изучен алгоритм кластеризации с проекцией *k-means pro*, являющийся модификацией широко известного алгоритма *k-means* (к-средних) [1,2]. В качестве реального примера рассмотрена задача выбора мест расположения контейнерных пунктов для предприятий Приволжского федерального округа так, чтобы центры кластеров находились не в любой географической точке, а обязательно в одной из ж/д станций. Для этого в алгоритме *k-*