

УДК 355.233.1.005

К.С. Смеляков, О.В. Водолажко, С.В. Смеляков, С.В. Осиевский

Харьковский университет Воздушных Сил имени Ивана Кожедуба, Харьков

ПОСТРОЕНИЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ИСКЛЮЧЕНИЯ ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ НАБЛЮДЕНИЙ ДЛЯ ОБЕСПЕЧЕНИЯ АДЕКВАТНОГО ПРИМЕНЕНИЯ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ ФИЛЬТРОВ ШУМА ИЗОБРАЖЕНИЙ

В статье разрабатываются статистические методы исключения одиночных и групповых экстремальных наблюдений – яркостей, являющихся нетиповыми для рассматриваемой окрестности действия фильтра, применение которых позволяет решить не только проблему адекватного сглаживания внутренности изображений объектов, но и актуальную в настоящее время проблему адекватного сглаживания границ изображений объектов и линий.

Ключевые слова: изображение, шум, фильтр, маска, окрестность, экстремальное наблюдение.

Введение

Одной из важнейших задач, решаемых в ходе предобработки входного изображения, является задача фильтрации (сглаживания) шума [1, 2], поскольку от эффективности ее решения во многом зависит эффективность решения задач сегментации и распознавания изображений [3 – 6]. Важное место среди методов фильтрации шума занимают методы пространственной фильтрации шума, основанные на использовании масок [2]. Однако результаты применения таких методов фильтрации для некоторых областей (окрестностей) входного изображения могут быть неадекватными [2, 5, 6].

Так, если множество яркостей пикселей рассматриваемой при фильтрации окрестности является однородным, то есть целиком принадлежит или объекту, или фону и, если в этой окрестности нет импульсного шума, тогда результаты применения сглаживающего фильтра к такой однородной окрестности являются адекватными. Однако если условие однородности нарушается (из-за того, что одна

часть пикселей окрестности принадлежит объекту, а другая часть фону или, если в окрестности наблюдается импульсный шум), тогда результаты применения сглаживающего фильтра к неоднородной окрестности могут быть неадекватными.

Наибольшая проблема при этом состоит в том, что если одна часть пикселей окрестности принадлежит объекту, а другая часть фону, тогда при фильтрации происходит сглаживание границы изображения, что впоследствии может приводить к неустойчивости методов сегментации изображений объектов.

Таким образом, актуальной является разработка эффективного метода исключения экстремальных наблюдений, применение которого позволит исключить из окрестности действия фильтра нетиповые яркости с целью применения сглаживающего фильтра на однородном множестве яркостей пикселей. В этом отношении актуальным является решение следующих частных задач [1, 2, 7]:

1) разработать метод исключения экстремальных наблюдений в окрестности действия фильтра;

2) разработать метод исключения таких экстремальных наблюдений в окрестности действия фильтра, которые отождествляются с импульсным шумом изображения.

В статье предлагается решение первой из этих задач на основе применения статистических критериев исключения экстремальных наблюдений.

Допустим, что результаты n наблюдений (значений яркости в заданной окрестности действия фильтра) представляются множеством точек

$$\mathbf{X} = \{x_{\xi}\}_{\xi=1, \dots, n} = (x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (1)$$

и выдвинем гипотезу H о том, что среди них присутствуют экстремальные наблюдения, которые необходимо исключить из (1) как нетипичные.

При малых вариациях яркости пикселей однородной окрестности приближенно полагается, что распределение яркости в такой окрестности описывается нормальным законом распределения [8, 9].

1. Применение $k \cdot \sigma$ -критерия

Для исключения одиночных нетипичных экстремальных наблюдений в настоящее время используется $k \cdot \sigma$ -критерий [9], алгоритм применения которого состоит в следующем.

Критерий исключения нетипичного максимального наблюдения x_n .

Шаг 1. Наблюдения (1) упорядочиваются по возрастанию, таким образом, чтобы выполнялось отношение порядка

$$x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n. \quad (2)$$

Шаг 2. Для ряда (2) оцениваются значения математического ожидания m и дисперсии σ^2

$$m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (3)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2. \quad (4)$$

Шаг 3. Производится проверка максимального значения x_n ряда (2) на экстремальность. Так, если выполняется условие

$$(x_n - m) > k \cdot \sigma, \quad (5)$$

тогда считается, что гипотеза H подтвердилась

$$H = \begin{cases} 1, & \text{if } (x_n - m) > k \cdot \sigma, \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (6)$$

и наблюдение x_n необходимо исключить из (2) как нетипичное.

Шаг 4. Конец.

Исключение нетипичного минимального наблюдения x_1 производится аналогично, за исклю-

чением того, что на шаге 3 производится проверка минимального значения x_1 ряда (2) на экстремальность. Если при этом выполняется условие

$$(m - x_1) > k \cdot \sigma, \quad (7)$$

тогда считается, что гипотеза H подтвердилась

$$H = \begin{cases} 1, & \text{if } (m - x_1) > k \cdot \sigma, \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (8)$$

и наблюдение x_1 необходимо исключить из (2) как нетипичное.

Описанный $k \cdot \sigma$ -критерий может применяться в рамках какого-либо метода фильтрации в качестве вспомогательного, или самостоятельно. Для возможности самостоятельного применения этого критерия предлагается следующий метод исключения нетипичных экстремальных наблюдений.

Метод 1. Метод исключения экстремальных наблюдений по $k \cdot \sigma$ -критерию ($k \cdot \sigma$ -метод).

Шаг 1. Строится упорядоченный по возрастанию ряд (2); задаются значение параметра k , число n рассматриваемых элементов ряда (2), индексы крайних элементов $p=1$, $q=n$. При этом считается, что $p < q$.

Шаг 2. Соответственно (3) и (4) оцениваются математическое ожидание m и дисперсия σ^2 распределения (2), где $i = p, \dots, q$.

Шаг 3. Применяются критерии (5) и (7). Если нетипичных экстремальных наблюдений не выявлено, переход к шагу 5. Если выявлено только максимальное нетипичное наблюдение x_n , полагается $q = q - 1$, $n = n - 1$, переход к шагу 4. Если выявлено только минимальное нетипичное наблюдение x_1 , полагается $p = p + 1$, $n = n - 1$, переход к шагу 4. Если выявлено два нетипичных наблюдения x_1 и x_n , тогда коррекция индексов крайних элементов ряда (2) определяется по правилу

$$\begin{cases} p = p + 1, & \text{if } (x_n - m) < (m - x_1), \\ q = q - 1, & \text{else,} \end{cases} \quad (9)$$

полагается $n = n - 1$, переход к шагу 4.

Шаг 4. Если $p = q$, тогда переход к шагу 5, иначе к шагу 2.

Шаг 5. Конец.

После применения $k \cdot \sigma$ -метода полагается, что все яркости в (2) лежащие в диапазоне $[p, q]$ являются типичными, а остальные – нетипичными экстремальными наблюдениями, которые следует исключить из (2).

Особенность предложенного $k \cdot \sigma$ -метода состоит в том, что на каждой итерации $k \cdot \sigma$ -метода производится исключение экстремальных наблюде-

ний, если они выявлены, строго по одному. Такой подход предложен для возможности адекватного исключения экстремальных наблюдений в различных ситуациях расположения маски фильтра и в различных ситуациях зашумления окрестности, главным образом для того, чтобы не исключать из рассмотрения пиксели объекта, которые являются экстремальными лишь за счет влияния на оценку дисперсии яркостей пикселей фона в рассматриваемой окрестности. Этот же принцип построения критерия исключения экстремальных наблюдений будет использован и при построении последующих методов исключения экстремальных наблюдений.

При расположении маски фильтра на границе изображения объекта применение $k \cdot \sigma$ -метода позволяет исключать из рассматриваемой окрестности либо пиксели объекта, либо фона, в зависимости от того, каких из них меньше. При этом если в рассматриваемой окрестности есть импульсный шум, он также будет исключен из рассмотрения. В результате, если в рассматриваемой окрестности пикселей объекта больше чем пикселей фона, тогда после применения $k \cdot \sigma$ -метода останутся пиксели объекта, а пиксели фона и импульсного шума будут исключены. Если же в рассматриваемой окрестности пикселей фона больше чем пикселей объекта, тогда после применения $k \cdot \sigma$ -метода останутся пиксели фона, а пиксели объекта и импульсного шума будут исключены. При этом если маска фильтра будет расположена во внутренности объекта (фона), будут исключены из рассмотрения, лишь пиксели, отвечающие импульсному шуму, если они есть.

Рассматриваемые статистические методы исключения экстремальных наблюдений предназначены именно для исключения нетипичных для рассматриваемой окрестности значений яркости. Цель применения таких критериев состоит в том, чтобы оставить в рассматриваемой окрестности лишь однородную по яркости группу пикселей предварительно применению сглаживающего фильтра шума в окрестности.

Заметим, что при согласовании применения $k \cdot \sigma$ -метода с особенностями решения прикладных задач на четвертом шаге может проверяться выполнение ограничения на предельное число T исключаемых элементов. В таких условиях на шаге 1 дополнительно вводятся общее число элементов $N = n$ и значение параметра T , ($0 < T < N$), а шаг 4 представляется в следующем виде: если $(N - n) = T$, тогда переход к шагу 5, иначе к шагу 2.

2. Применение критерия Граббса

Для исключения одиночных нетипичных экстремальных наблюдений в качестве альтернативы $k \cdot \sigma$ -критерию в настоящее время применяется кри-

терий Граббса [8], алгоритм применения которого состоит в следующем.

Критерий исключения нетипичного максимального наблюдения x_n .

Шаги 1 и 2 этого алгоритма такие же, как и для алгоритма применения $k \cdot \sigma$ -критерия. На третьем шаге находится статистика

$$T_n = \frac{x_n - m}{\sigma}, \quad (10)$$

и для заданного уровня значимости α – критическое (пороговое) значение величины $T_{n,\alpha}$. Если при этом выполняется условие

$$T_n > T_{n,\alpha}, \quad (11)$$

то проверяемая гипотеза H принимается

$$H = \begin{cases} 1, & \text{if } (T_n > T_{n,\alpha}), \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (12)$$

и полагается, что на уровне значимости α наблюдение x_n в (2) является экстремальным, и его целесообразно исключить как ошибочное.

Исключение минимального нетипичного наблюдения x_1 производится аналогично, за исключением того, что при выполнении шага 3 производится проверка минимального значения x_1 ряда (2) на экстремальность.

На третьем шаге алгоритма применения критерия Граббса находится статистика

$$T_1 = \frac{m - x_1}{\sigma}, \quad (13)$$

и для заданного уровня значимости α – критическое (пороговое) значение величины $T_{n,\alpha}$. Если при этом выполняется условие

$$T_1 > T_{n,\alpha}, \quad (14)$$

то проверяемая гипотеза H принимается

$$H = \begin{cases} 1, & \text{if } (T_1 > T_{n,\alpha}), \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (15)$$

и полагается, что на уровне значимости α наблюдение x_1 в (2) является экстремальным, и его целесообразно исключить как ошибочное.

Критические значения $T_{n,\alpha}$, для различных сочетаний числа наблюдений n и уровня значимости α даются в табличном виде, например, в источнике [8]. Поскольку статистики T_1 и T_n имеют одинаковое распределение, для нахождения критических значений $T_{n,\alpha}$ используется одна и та же таблица значений.

Также, как и $k \cdot \sigma$ -критерий, критерий Граббса (G_r -критерий) может применяться в рамках какого-либо метода фильтрации в качестве вспомогательного, или самостоятельно. Для возможности самостоятельного применения G_r -критерия предлагается следующий метод исключения нетипичных экстремальных наблюдений.

Метод 2. Метод исключения экстремальных наблюдений по G_r -критерию (G_r -метод). По структуре этот метод аналогичен $k \cdot \sigma$ -методу. Отличия G_r -метода от $k \cdot \sigma$ -метода состоят в том, что: 1) на шаге 1 вместо параметра k задается величина α ; 2) на шаге 3 вместо критериев (5) и (7) применяются соответствующие им критерии (11) и (14).

Результаты применения и модификации G_r -метода полностью аналогичны результатам применения $k \cdot \sigma$ -метода.

3. Применение критерия Титъена-Мура

При большом числе наблюдений вместо $k \cdot \sigma$ -критерия и G_r -критерия для выявления группы экстремальных наблюдений объемом s может быть целесообразно применять критерий Титъена-Мура (ТМ-критерий) [8], так как последовательное применение $k \cdot \sigma$ -критерия или G_r -критерия может быть слишком трудоемким, и/или может не давать адекватного результата.

Критерий исключения s , $0 < s < n$, нетипичных наибольших наблюдений x_{n-s+1}, \dots, x_n .

В этом случае решающее правило основано на рассмотрении выборочной статистики

$$L_s = \frac{\sum_{j=1}^{n-s} (x_j - m_s)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - m)^2}, \quad (16)$$

где значение μ оценивается по (3), а значение $0 < \mu \leq 0.5$ оценивается так

$$p < q, \quad (17)$$

и критического значения $L_{\alpha, n, s}$ критерия Титъена-Мура [8], отвечающего уровню значимости α .

В такой ситуации, если выполняется неравенство

$$L_s < L_{\alpha, n, s}, \quad (18)$$

то проверяемая гипотеза H

$$H = \begin{cases} 1, & \text{if } (L_s < L_{\alpha, n, s}), \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (19)$$

об экстремальности принимается, и на уровне значимости α группа из s наибольших наблюдений x_{n-s+1}, \dots, x_n в (2) считается нетипично экстремальной, и ее целесообразно исключить как ошибочную.

Критерий исключения s нетипичных наименьших наблюдений $[p, \xi]$.

В этом случае решающее правило основано на рассмотрении выборочной статистики

$$L_s = \frac{\sum_{j=1+s}^n (x_j - m_s)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - m)^2}, \quad (20)$$

где D^2 оценивается по (3), а n оценивается так

$$m_s = \frac{1}{n-s} \sum_{j=1+s}^n x_j, \quad (21)$$

и критического значения $L_{\alpha, n, s}$ критерия Титъена-Мура [8], отвечающего уровню значимости α .

В такой ситуации, если выполняется неравенство (18), то проверяемая гипотеза $L_{s \max}$ (19) об экстремальности принимается, и на уровне значимости α группа из s наименьших наблюдений $j_{\max} = p, \dots, q-s$ в (2), является нетипично экстремальной, и ее целесообразно исключить как ошибочную.

Описанный ТМ-критерий может применяться в рамках какого-либо метода фильтрации в качестве вспомогательного, или самостоятельно. Для возможности самостоятельного применения ТМ-критерия предлагается следующий метод исключения групп экстремальных наблюдений.

Метод 3. Метод исключения групп экстремальных наблюдений по ТМ-критерию (ТМ-метод).

Шаг 1. Строится упорядоченный по возрастанию ряд (2); задаются значение параметра α , число n рассматриваемых элементов ряда (2), индексы крайних элементов $p=1$, $q=n$. При этом считается, что $p < q$. Кроме того, задается коэффициент μ , $0 < \mu \leq 0.5$, который служит для определения предельного размера t исключаемой группы наблюдений. Этот коэффициент задается исходя из условия, что число пикселей исключаемой группы не должно превышать половины от общего числа пикселей рассматриваемого ряда.

Шаг 2. Задается ограничение t на предельный размер исключаемой группы наблюдений

$$t = \begin{cases} 1, & \text{if } (\lfloor \mu \cdot n \rfloor = 0), \\ \lfloor \mu \cdot n \rfloor, & \text{else,} \end{cases} \quad (22)$$

где $\lfloor \cdot \rfloor$ – операция взятия целой части.

Шаг 3. Задаются индексы $\xi = p$ и $\eta = q$, определяющие рассматриваемые на предмет исключения группы наблюдений $[p, \xi]$ и $[\eta, q]$, а также размеры $s = 1$ каждой из этих групп. Для заданного числа n рассчитывается дисперсия D^2 , (при оценивании которой полагается $i = p, \dots, q$), которая затем будет подставлена в знаменатель выражений (16) и (20).

Шаг 4. Соответственно выражениям (20) и (16) оцениваются статистики $L_{s \min}$ и $L_{s \max}$, где дисперсии в числителях рассчитываются при $j_{\min} = p + s, \dots, q$, $j_{\max} = p, \dots, q - s$.

Шаг 5. Применяется критерий (18).

Если нетипичных экстремальных наблюдений не выявлено, полагается

$$\xi = \xi + 1, \eta = \eta - 1, s = s + 1,$$

переход на шаг 6.

Если выявлена только группа максимальных нетипичных наблюдений x_{η}, \dots, x_q , полагается $q = \eta - 1$, $n = n - s$, переход на шаг 7.

Если выявлена только группа минимальных нетипичных наблюдений x_p, \dots, x_{ξ} , полагается $p = \xi + 1$, $n = n - s$, переход на шаг 7.

Если выявлено две нетипичных группы наблюдений

$$x_{\eta}, \dots, x_q \text{ и } x_p, \dots, x_{\xi},$$

тогда коррекция индексов крайних элементов ряда (2) определяется по правилу минимизации дисперсии оставшейся группы наблюдений

$$\begin{cases} p = \xi + 1, & \text{if } (L_{s \min} < L_{s \max}), \\ q = \eta - 1, & \text{else,} \end{cases} \quad (23)$$

полагается $n = n - s$, переход на шаг 7.

Шаг 6. Если $s \leq t$, тогда переход на шаг 4, иначе на шаг 8.

Шаг 7. Если $n \geq 2$, тогда переход на шаг 2, иначе на шаг 8.

Шаг 8. Конец.

Как и после применения описанных выше $k \cdot \sigma$ -метода и G_r -метода, после применения ТМ-метода полагается, что все яркости в (2) лежащие в диапазоне $[p, q]$ являются типичными, а остальные – нетипичными экстремальными наблюдениями, которые следует исключить из (2).

При согласовании применения ТМ-метода с особенностями решения прикладных задач на шестом и седьмом шагах может проверяться выполнение ограничения на максимально допустимое количество исключаемых элементов из ряда (2).

4. Анализ эффективности применения статистических методов исключения экстремальных наблюдений

Использование описанных выше статистических критериев и методов исключения экстремальных наблюдений позволяет решить проблему неадекватного сглаживания шума, особенно актуальную для границ изображений объектов и объектов линейного вида. Однако применять эти критерии и методы, в том числе, для минимизации общей трудоемкости фильтрации шума, имеет смысл избирательно, лишь для неоднородных фрагментов входного изображения, отвечающих значимо зашумленной внутренности изображений, границам изображений и объектам линейного вида.

Для фильтрации шума в настоящее время чаще всего применяется маска фильтра размерностью 3×3 , реже – маска фильтра размерностью 5×5 .

В связи с необходимостью сортировки ряда (1) для построения упорядоченного ряда (2) трудоемкость применения описанных выше критериев и методов по порядку величины оценивается величиной $T(n) = n^2$ операций сравнения, поскольку для сортировки выборок малого размера чаще всего используется пузырьковая сортировка.

В настоящее время лишь трудоемкость применения медианного фильтра оценивается величиной $T(n) = n^2$ операций сравнения в связи с необходимостью сортировки ряда (1). Трудоемкость применения большинства пространственных фильтров шума оценивается величиной $T(n) = k \cdot n$, или $T(n) = k \cdot \ln(n)$ операций сравнения [10]. Следовательно, неизбирательное применение описанных выше критериев и методов может до порядка (в сравнении с простейшими усредняющими фильтрами) увеличивать трудоемкость фильтрации шума.

Таким образом, для возможности эффективного применения критериев и методов исключения экстремальных наблюдений актуальной является разработка эффективного критерия идентификации неоднородных окрестностей входного изображения.

5. Критерий идентификации неоднородной окрестности изображения

Для обнаружения неоднородной окрестности входного изображения предлагается следующий критерий идентификации.

Получим распределение вида (1) для дисперсий $x_i = \sigma_i$ во всех положениях маски фильтра на изображении. Найдем оценки математического ожидания m_{σ} и дисперсии s_{σ}^2 ряда (1). Будем полагать,

что значения дисперсии в ряду (1) значимо уклоняются от среднего m_σ , если выполняется условие

$$(x_i - m_\sigma) > k_\sigma \cdot s_\sigma. \quad (24)$$

Соответственно, при фильтрации шума неоднородными будем считать только такие окрестности, для которых выполняется критерий (24); иначе будем полагать, что распределение яркости в окрестности действия фильтра является однородным.

Для усиления дисперсии такой окрестности, в центре $d(\xi, \eta)$ которой наблюдается импульсный шум, дисперсии $x_i = \sigma_i$ могут оцениваться так

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_j)^2, \quad i \neq j,$$

где x_j – яркость пикселя $d(\xi, \eta)$.

Применение критерия (24) приведет к идентификации окрестностей с импульсным шумом, а также окрестностей со средним высоким уровнем зашумления и окрестностей со значимым перепадом яркости, расположенных на границе объекта с фоном. Уже в дальнейшем необходимо будет классифицировать тип окрестности, идентифицированной по критерию (24), с целью принятия адекватного решения о применении того, или иного метода фильтрации в этой окрестности.

При решении большинства практических задач число положений маски фильтра с неоднородным распределением яркости, идентифицированных по критерию (24), минимум на два порядка меньше числа положений маски с однородным распределением яркости. Применение критерия (24) для одного положения маски фильтра требует по порядку величины $T(n) = 2 \cdot n$ операций сравнения. В таких условиях трудоемкость применения статистических методов исключения экстремальных наблюдений по порядку величины будет уменьшена с уровня

$$T(n) = n^2$$

до уровня

$$T(n) = 2 \cdot n + n^2 / 100$$

операций сравнения для одного пикселя изображения.

Для маски 3×3 , $n = 9$, средняя оценка трудоемкости анализа распределения яркости для одного положения маски составит величину

$$T(9) = 2 \cdot 9 + 0.81 = 18 + 0.81$$

операций сравнения, а для маски 5×5 , $n = 25$, – составит величину

$$T(25) = 2 \cdot 25 + 6.25 = 50 + 6.25$$

операций сравнения.

Таким образом, средняя трудоемкость применения статистического метода исключения экстремальных наблюдений после применения критерия (24) для одного положения маски фильтра потребует по порядку величины $2 \cdot n$ операций сравнения.

Хотя $k \cdot \sigma$ -критерий (24) введен для нормально распределенной случайной величины, тем не менее, в явном виде он не оперирует величинами, оцениваемыми на основе использования нормального закона распределения. В этом отношении за счет настройки параметра k , $k \cdot \sigma$ -критерий может быть относительно легко настроен на анализ случайной величины, не подчиняющейся нормальному закону распределения. Этот аспект является важным потому, что распределение дисперсий $x_i = \sigma_i$, как показывают проведенные экспериментальные исследования, не всегда можно аппроксимировать односторонним нормальным законом $N(m, \sigma)$ с высокой доверительной вероятностью [11]. Во многих случаях распределение дисперсий $\{\sigma_i\}_i$ с высокой доверительной вероятностью можно аппроксимировать односторонним экспоненциальным законом $E(\lambda)$, законом Рэлея $R(m, \sigma)$, или композицией этих законов распределения, например

$$N(m, \sigma, \lambda; \mu) = \mu \cdot N(m, \sigma) + (1 - \mu) \cdot E(\lambda), \quad (25)$$

где весовой коэффициент μ , $0 \leq \mu \leq 1$, определяет вклад частного закона распределения (рис. 1).

Возможность адекватного использования и эффективность применения $k \cdot \sigma$ -критерия в сравнении с альтернативными критериями может быть установлена лишь экспериментально на этапе обучения по заданным критериям адекватности и эффективности фильтрации [7].

Выводы

На основе использования наиболее известных и хорошо изученных статистических критериев исключения одиночных и групповых экстремальных наблюдений, в работе предложены соответствующие им методы, описаны особенности их практической реализации.

Применение предложенных методов позволяет исключать из окрестности действия фильтра нетиповые экстремальные яркости с целью последующего применения сглаживающего фильтра на однородном множестве яркостей пикселей.

Таким образом, за счет применения предложенных в работе методов исключения одиночных и групповых экстремальных наблюдений может быть решена не только проблема адекватного сглаживания внутренности изображений объектов, но и актуальная в настоящее время проблема адекватного сглаживания границ изображений объектов и линий.

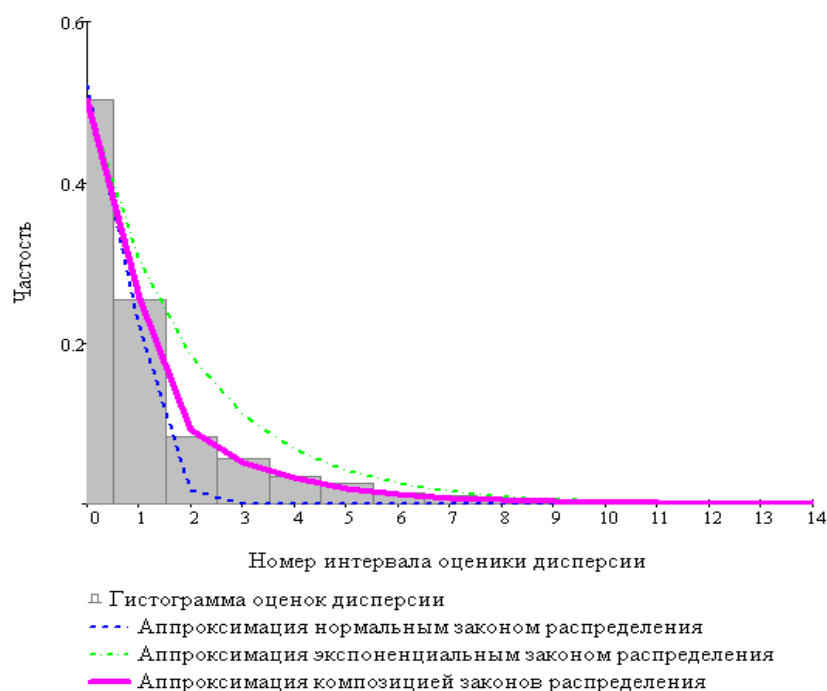


Рис. 1. Типовая аппроксимация распределения оценок дисперсии по окрестностям 3×3 на снимке звездного неба с использованием функций $N(m, \sigma)$, $E(\lambda)$ и $H(m, \sigma, \lambda; \mu)$, представленных в (25)

Список литературы

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – М.: БИНОМ, 2006. – 752 с.
2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
3. Лбов Г.С. Устойчивость решающих функций в задачах распознавания образов и анализа разнотипной информации / Г.С. Лбов, В.Б. Бериков. – Новосибирск: Изд-во Ин-та математики, 2005. – 219 с.
4. Sonka M. Image processing, analysis and machine vision / M. Sonka, V. Hlavak, R. Boyle. – California (USA): Cole Publishing Company, 1999. – 770 p.
5. Журавлев Ю.И. Распознавание. Математические методы. Программная система. Практические применения / Ю.И. Журавлев, В.В. Рязанов, О.В. Сенько. – М.: Фазис, 2005. – 159 с.
6. Форсайт Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
7. Смеляков К.С. Модели и методы сегментации границ изображений нерегулярного вида на основе адаптивных масок: дис. ... канд. техн. наук: 01.05.02 / Смеляков Кирилл Сергеевич. – Х., 2005. – 162 с.
8. Смоляк С.А. Устойчивые методы оценивания / С.А. Смоляк, Б.П. Титаренко. – М.: Статистика, 1980. – 208 с.
9. Кашкин В.Б. Дистанционное зондирование Земли из космоса. Цифровая обработка изображений / В.Б. Кашкин, А.И. Сухинин. – М.: Логос, 2001. – 264 с.
10. Кнут Д. Искусство программирования. Т. 3 / Д. Кнут. – М.: Мир, 1978. – 844 с.
11. Лямец В. И. Методы статистического анализа / В. И. Лямец. – Х.: ХВВКИУРВ, 1988. – 227 с.

Поступила в редколлегию 29.01.2013

Рецензент: д-р техн. наук проф. Ю.В. Стасев, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.

ПОБУДОВА СТАТИСТИЧНИХ МЕТОДІВ ВИКЛЮЧЕННЯ ЕКСТРЕМАЛЬНИХ СПОСТЕРЕЖЕНЬ ДЛЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ АДЕКВАТНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ПРОСТОРОВИХ ФІЛЬТРІВ ШУМУ ЗОБРАЖЕНЬ

К.С. Смеляков, О.В. Водолажко, С.В. Смеляков, С.В. Осієвський

У статті розробляються статистичні методи виключення одиночних і групових екстремальних спостережень – яскравостей, які є нетиповими для околу дії фільтра, що розглядається, застосування яких дозволяє вирішити не тільки проблему адекватного згладжування внутрішності зображень об'єктів, а й актуальну проблему адекватного згладжування границь зображень об'єктів і ліній.

Ключові слова: зображення, шум, фільтр, маска, окіл, екстремальне спостереження.

DEVELOPMENT OF STATISTICAL METHODS FOR EXCLUDING THE OUTLIERS WHICH PROVIDE ADEQUATE APPLICATION OF IMAGE NOISE SPATIAL FILTERS

K.S. Smelyakov, O.V. Vodolazhko, S.V. Smelyakov, S.V. Osievsky

A series of statistical methods are proposed for excluding singular and multiple outliers which present brightness being atypical for a pixel vicinity processed by a filter. Making use of these methods allows us not only to solve the problem of adequate smoothing of object image interior, but also to solve an important problem of adequate smoothing the bounds of objects presenting both lines and nonsingular domains.

Keywords: image, noise, filter, mask, vicinity, outliers.