

*Н.В. Мамаев, Д.В. Юрин, А.С. Крылов*

## **НАХОЖДЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ МЕТОДА НЕЛИНЕЙНОГО ДИФFUЗИОННОГО ПОДАВЛЕНИЯ ШУМА НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ХРЕБТОВЫХ СТРУКТУР\***

### **Введение**

Задача подавления шума является одной из классических задач обработки изображений, так как шум присутствует на любых цифровых изображениях. Зачастую подавление шума является подготовительным этапом перед работой другого метода, например, перед сегментацией. При этом в процессе шумоподавления важно сохранить границы объектов и мелкие объекты, присутствовавшие на исходном изображении. В подавляющем числе случаев шум на цифровых изображениях является аддитивным гауссовым. Для данного типа шума разработано множество эффективных методов шумоподавления, сохраняющих границы. Одним из наиболее простых методов является семейство ранговых фильтров (среднее по  $KNV$  и  $\varepsilon_V$ -окрестности) [1]. В этих методах, интенсивность выходного пикселя есть среднее интенсивностей некоторых пикселей исходного изображения из его окрестности. Вхождение каждого пикселя определяется его позицией по отношению к усредняемому пикселю в ранговом ряду интенсивностей. В методе среднего по  $\varepsilon_V$ -окрестности в усреднении учувствуют только пиксели, отличающиеся по интенсивности от усредняемого меньше, чем на  $\varepsilon$ , а среднего по  $KNV$  – только  $K$  ближайших по интенсивности (рангу) пикселей, что позволяет задавать параметр  $K$  основываясь не на предполагаемой яркости изображения и диапазоне ее изменения, а на ожидаемой пространственной конфигурации объектов (какова острота углов объектов, которые нельзя потерять). Обобщением усреднения по  $\varepsilon_V$ -окрестности является билатеральный фильтр [2]. Здесь значение пикселя выходного изображения является взвешенной суммой пикселей исходного изображения из некоторой окрестности, и веса зависят как от разницы в яркости между усредняемым пикселем, так и от расстояния от него. Метод нелокального среднего (NLM) [3] можно рассматривать как модификацию билатерального фильтра. Здесь веса зависят от расстояния между небольшими окрестностями (патчами) вокруг пикселей, то есть, грубо говоря, в усреднении участвуют только те пиксели, малые окрестности которых похожи. Эта модификация дает большой прирост качества в областях, где

---

\*Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ 16-07-01207 и госбюджетной темы факультета ВМК МГУ имени М.В. Ломоносова

присутствуют границы и текстуры, но также имеет и недостатки: высокую вычислительную сложность и отсутствие инвариантности к повороту окрестности. Для устранения этих недостатков был предложен алгоритм LJNLM-LR [4]. В этом алгоритме расстояние между окрестностями заменяется расстоянием между векторами признаков, характеризующими окрестность. Размерность этих векторов ниже, чем размерность количество пикселей в окрестности, поэтому вычислительная сложность алгоритма ниже. Признаки здесь – значения сверток с производными функции Гаусса до второго порядка. Эти признаки пересчитываются в системе координат, связанной с направлением градиента, что дает инвариантность к повороту окрестности. Другим подходом к подавлению шума являются методы, основанные на нелинейной диффузии [5]. В этих методах отфильтрованное изображение является решением нелинейного диффузионного уравнения в некоторый момент времени. При этом диффузионный коэффициент выбирается таким образом, чтобы диффузия проходила сильнее в областях, где контуров (границ) нет. Эти методы позволяют эффективно подавлять шум, не искажая границ за счет правильного выбора диффузионного коэффициента. Также преимуществом диффузионных методов является их быстрота и простота реализации.

Все методы подавления шума зависят от параметров, регулирующих силу фильтрации, поэтому возникает задача выбора этих параметров. В идеальном случае, оптимальные параметры выбираются в зависимости от значения некоторой метрики (например, среднеквадратичное отклонение или PSNR) между исходным изображением без шума и изображением после применения алгоритма подавления шума. Однако, на практике незашумленное изображение недоступно, поэтому необходимы методы, которые оценивают качество фильтрации, не используя незашумленное изображение. Существуют методы, оценивающие качество изображения в целом, на основе локальных статистик [6, 7] или на основе анализа частот [8]. Однако эти методы не учитывают то, что изображение было получено после применения метода шумоподавления. Для анализа качества фильтра целесообразно использовать разностный кадр (разность между исходным зашумленным изображением и изображением после фильтрации). Разностный кадр в случае идеальной фильтрации содержит чистый шум, и значения между соседними пикселями разностного кадра будут некоррелированными. Если в процессе фильтрации были размыты некоторый объект или граница, то на разностном кадре будет виден этот объект или полоска вдоль границы. Это приводит к присутствию корреляции между значениями разностного кадра в областях, где такие объекты присутствуют. Выражением регулярности структур может

являться взаимная информация (mutual information) между соседними значениями пикселей разностного кадра. Также важно отметить, что проверка наличия регулярных структур необходима в областях, где присутствуют объекты, которые при фильтрации необходимо сохранить, такие как хребтовые структуры. Поэтому для эффективной оценки качества фильтрации необходимо нахождение таких областей и вычисление взаимной информации в них.

### Нелинейное диффузионное подавление шума

В [5] подавление шума предлагается рассматривать как нелинейный диффузионный процесс с граничными условиями Неймана:

$$\frac{\partial}{\partial t} I(x, y, t) = \text{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla(I(x, y, t))), \quad (x, y) \in \Omega, t > 0, \quad (1)$$

$$I(x, y, 0) = I(x, y), \quad (x, y) \in \Omega, \quad (2)$$

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial n} = 0, \quad (x, y) \in \partial\Omega, t > 0 \quad (3)$$

где  $I(x, y)$  – исходное изображение,  $\Omega = \{(x, y) : 0 \leq x \leq R, 0 \leq y \leq C\}$  – область определения изображения. Нелинейность заключается в наличии диффузионного коэффициента  $c(x, y, t)$  в (1). Этот коэффициент контролирует силу диффузии. При большом значении  $c(x, y, t)$  область около точки  $(x, y)$  размывается сильно, при малом – не размывается. Так как при фильтрации необходимо сохранять границы областей, а внутренние части областей можно размывать сильнее, то на границах значение диффузионного коэффициента должно быть мало, а внутри областей – большим. В качестве оценки наличия границ в [5] предлагается использовать значение модуля градиента изображения  $I(x, y, t)$ . Получаем:

$$c(x, y, t) = c(\|\nabla(I(x, y, t))\|). \quad (4)$$

В качестве диффузионного коэффициента в [5] предлагается использовать следующие функции:

$$c(g) = \exp\left(-\left(\frac{g}{\kappa}\right)^2\right), \quad (5)$$

$$c(g) = \frac{1}{1 + \left(\frac{g}{\kappa}\right)^2} \quad (6)$$

Где  $\kappa$  – коэффициент, отвечающий за то, какие значения модуля градиента нужно относить к границам. Функция (5) предпочитает более высоконтрастные границы менее контрастным, тогда как функция (6) предпочитает размытие более широких регионов.

Разностная схема для уравнения (1), получается с помощью замены производных конечными разностями:

$$\begin{aligned} \operatorname{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla(I(x, y, t))) \approx & \frac{1}{\Delta x} \left( c\left(x + \frac{\Delta x}{2}, y, t\right) \cdot \frac{1}{\Delta x} (I(x + \Delta x, y, t) - I(x, y, t)) - \right. \\ & \left. c\left(x - \frac{\Delta x}{2}, y, t\right) \cdot \frac{1}{\Delta x} (I(x, y, t) - I(x - \Delta x, y, t)) \right) + \frac{1}{\Delta y} \left( c\left(x, y + \frac{\Delta y}{2}, t\right) \cdot \right. \\ & \left. \frac{1}{\Delta y} (I(x, y + \Delta y, t) - I(x, y, t)) - c\left(x, y - \frac{\Delta y}{2}, t\right) \cdot \frac{1}{\Delta y} (I(x, y, t) - I(x, y - \Delta y, t)) \right) \end{aligned}$$

Обозначим:

$$\nabla_N I(x, y, t) = I(x - \Delta x, y, t) - I(x, y, t), \quad (7)$$

$$\nabla_S I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y, t) - I(x, y, t), \quad (8)$$

$$\nabla_E I(x, y, t) = I(x, y - \Delta y, t) - I(x, y, t), \quad (9)$$

$$\nabla_W I(x, y, t) = I(x, y + \Delta y, t) - I(x, y, t), \quad (10)$$

а также учтем, что для пиксельной сетки  $\Delta x = \Delta y = 1$ . Значения диффузионных коэффициентов в промежуточных точках заменим на значение функции  $c(g)$  в точках  $|\nabla_N I(x, y, t)|$ ,  $|\nabla_S I(x, y, t)|$ ,  $|\nabla_E I(x, y, t)|$  и  $|\nabla_W I(x, y, t)|$ . Заменяя левую часть уравнения (1) конечной разностью, получаем следующую разностную схему для уравнения (1):

$$\begin{aligned} \frac{I(x, y, t + \Delta t) - I(x, y, t)}{\Delta t} = & (c(\nabla_N I(x, y, t)) \nabla_N I(x, y, t) + \\ & + c(\nabla_S I(x, y, t)) \nabla_S I(x, y, t) + c(\nabla_E I(x, y, t)) \nabla_E I(x, y, t)) + \\ & + c(\nabla_W I(x, y, t)) \nabla_W I(x, y, t) \end{aligned} \quad (11)$$

В [5] показано, что данная схема является устойчивой при  $0 \leq \Delta t \leq \frac{1}{4}$ .

Отметим, что в [5] описанный метод был назван анизотропной диффузией, хотя, по сути, этот метод является неоднородной изотропной диффузией. Анизотропной диффузией будет являться метод, в котором  $c(x, y, t)$  будет являться тензором, а не скаляром.

### Многомасштабное выделение хребтовых структур

Фильтром, определяющим наличие хребтовых структур (ridges) [9], может являться лапласиан  $\Delta L^\sigma(x, y)$ , где:

$$L^\sigma(x, y) = \sigma^2 \cdot I(x, y) * G_\sigma(x, y), \quad (12)$$

$$G_\sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}. \quad (13)$$

Множитель  $\sigma^2$  присутствует в (12) для того, чтобы оклик лапласиана на различных масштабах был одинаков. Иными словами, если увеличить и изображение, и  $\sigma$  в одинаковое число раз, то значение  $L^\sigma(x, y)$  в соответствующих точках будет одинаково. Также отметим, что дифференцирование  $L^\sigma(x, y)$  эквивалентно свертке изображения  $I(x, y)$  с соответствующей производной функции Гаусса. Пусть  $L_{xx}^\sigma(x, y)$ ,  $L_{xy}^\sigma(x, y)$  и  $L_{yy}^\sigma(x, y)$  – производные  $L^\sigma(x, y)$  по соответствующим переменным. Тогда лапласиан  $\Delta L^\sigma(x, y)$  будет иметь максимум (минимум) в центральной точке долины (хребта) ширины  $2\sigma$ . Для нахождения направления хребта или долины рассмотрим матрицу Гессе:

$$H^\sigma(x, y) = \begin{pmatrix} L_{xx}^\sigma(x, y) & L_{xy}^\sigma(x, y) \\ L_{yx}^\sigma(x, y) & L_{yy}^\sigma(x, y) \end{pmatrix}. \quad (14)$$

Тогда собственный вектор  $\vec{v}^\sigma(x, y)$  матрицы (14), соответствующий наименьшему по модулю собственному значению будет направлен вдоль хребта (долины) [10].

Для многомасштабного нахождения хребтовых структур используются различные значения  $\sigma \in \{\sigma_1, \dots, \sigma_n\}$ ,  $\sigma_i = \sigma_0 \cdot \nu^{i-1}$ . Вычислив соответствующие  $\Delta L^{\sigma_i}(x, y)$  и  $\vec{v}^{\sigma_i}(x, y)$ , мы можем определить значения характерного масштаба и направления хребтовой структуры как:

$$s(x, y) = \arg \max_{\sigma_i} (|\Delta L^{\sigma_i}(x, y)|), \quad (15)$$

$$\vec{v}(x, y) = \vec{v}^{s(x, y)}(x, y). \quad (15)$$

Пример нахождения хребтовых структур показан на рис. 1.

### Оценка качества фильтрации на основе анализа хребтовых структур

Мы используем разностный кадр для анализа качества фильтрации. Разностный кадр  $I_d(x, y)$  для изображения  $I(x, y)$  определяется как разность между исходным зашумленным изображением  $I(x, y)$  и изображением  $I_f(x, y)$ , полученным в результате применения метода шумоподавления:

$$I_d(x, y) = I(x, y) - I_f(x, y). \quad (17)$$

В идеальном случае разностный кадр содержит только шум. Присутствие деталей, которые также присутствовали на исходном изображении, означает, что эти детали были размыты или полностью стерты после применения метода шумоподавления, хотя мы хотим их сохранить. Главной характеристикой, отображающей, что разностный кадр содержит только лишь шум, является отсутствие корреляции между соседними пикселями, т.е. максимальный беспорядок или высокую энтропию. Присутствие регулярных структур на разностном кадре влечет за собой наличие корреляции между соседними пикселями в области, где эта структура присутствует. В основном, эти структуры находятся в области, где находятся хребтовые структуры исходного изображения. Если после шумоподавления некоторые из хребтовых структур были размыты, разностный кадр будет содержать контуры этих структур, что выливается в наличие корреляции между значениями пикселей вдоль них, или, иными словами, возникновение в хаосе упорядоченности, мерой которой может быть высокое значение взаимной информации, которая тесно связанная с понятием условной энтропии.



Рис. 1. (а): тестовое изображение, (б): значение модуля лапласиана  $|\Delta L^{s(x,y)}(x,y)|$ .

Для вычисления взаимной информации интенсивностей на разностном кадре построим совместное распределение  $p(k,m)$  случайных величин  $K$  – значения разностного кадра в точке  $\overline{(x,y)}$ , и  $M$  – значения в точке  $\overline{(x,y)} + s(x,y) \cdot \vec{v}(x,y)$ . Для того, чтобы принимать во внимание только точки, принадлежащие хребтовым структурам, мы использует только точки, для которых  $|\Delta L^{s(x,y)}(x,y)| > T$ . Также значения разностного кадра квантуются на  $N$  значений так, что близкие значения

интерпретируются как одно событие. Значения, отличающиеся менее, чем  $I_{\max} / N$  ( $I_{\max}$  – максимальное значение интенсивности пикселя) будут отнесены к одному событию. Если  $N$  слишком мало, то малые отклонения будут отнесены к разным событиям, что может привести к неустойчивости полученного значения взаимной информации. Если  $N$  слишком велико, то отклонения в разностном кадре, вызываемые шумом, будут отнесены к одному событию, что приводит к плохой оценке качества шумоподавления. Поэтому правильный выбор  $N$  весьма важен. Мы используем бикубическую интерполяцию для нахождения значений разностного кадра вне пиксельной сетки. Таким образом,  $p(i, j)$  определяется следующим образом:

$$p(k, m) = \frac{1}{P} \cdot \# \left\{ (x, y) : \left\lfloor \frac{I_d(x, y) \cdot N}{I_{\max}} \right\rfloor = k, \right. \\ \left. \left\lfloor \frac{I_d(\tilde{x}, \tilde{y}) \cdot N}{I_{\max}} \right\rfloor = m, \quad |\Delta L^{s(x, y)}(x, y)| \geq T \right\}, \quad (18)$$

$$\tilde{x} = x + s(x, y) \cdot \vec{v}(x, y)_x, \quad \tilde{y} = y + s(x, y) \cdot \vec{v}(x, y)_y, \quad (19)$$

где  $\#\{\dots\}$  – мощность множества, а  $P$  – нормировочная константа, такая что  $\sum_{k=1}^N \sum_{m=1}^N p(k, m) = 1$ . Отметим, что в случае  $s(x, y) = s \equiv const$ ,  $\vec{v}(x, y) = \vec{v} \equiv const$  и  $T = 0$  совместное распределение представляет собой матрицу смежности (GLCM) [11], построенную по направлению  $s \cdot \vec{v}$ .

Взаимная информация может быть использована как мера независимости случайных величин в совместном распределении. Для случайных величин  $K$  и  $M$  она определяется как:

$$\mu(K; M) = \sum_{k=1}^N \sum_{m=1}^N p(k, m) \log \left( \frac{p(k, m)}{p(k)p(m)} \right), \quad (20)$$

где  $p(k)$  и  $p(m)$  – функции маргинального распределения:

$$p(k) = \sum_{m=1}^N p(k, m), \quad p(m) = \sum_{k=1}^N p(k, m). \quad (21)$$

Чем меньше значение  $\mu$ , тем меньше значения интенсивностей разностного кадра коррелированы, тем более беспорядочен (шумовой) разностный кадр. Отметим также, что лапласиан  $\Delta L^{s(x, y)}(x, y)$  будет иметь большой отклик не только на хребтовых структурах, но и на границах и пятнах. Это означает, что значение  $\mu$  также зависит от значений пар пикселей, принадлежащим этим структурам. Это не

противоречит условию сохранения хребтовых структур после фильтрации, так как границы и пятна так же размываются после шумоподавления.

Таким образом, оценка качества фильтрации дается значением  $\mu$ , подсчитанным по разностному кадру  $I_d(x, y)$ . Значения лапласиана, характерных масштабов и направлений хребтовых структур вычисляются по исходному зашумленному изображению  $I(x, y)$ . Минимальное значение  $\mu$  будет соответствовать оптимальным параметрам фильтрации.

## Результаты

Для тестирования предложенного метода использовалась база изображений BSDS500 [12], содержащая 500 изображений. Эти изображения содержат большое число хребтовых структур различных масштабов и направлений, поэтому эта база является хорошим тестовым набором для предложенного метода. Значения интенсивностей для изображений находятся в диапазоне от 0 до 255. Процедура тестирования происходила следующим образом:

1. К каждому изображению из базы добавлялся гауссов шум со стандартным отклонением  $\sigma_{noise}$ . Так, для каждого изображения  $I$  мы имеем изображение  $I_{\sigma_{noise}}$ . Мы использовали значения  $\sigma_{noise} \in \{2i, i = 1, \dots, 10\}$ .
2. К изображению  $I_{\sigma_{noise}}$  применялся метод [5] с диффузионным коэффициентом вида (6) с различными значениями параметра  $\kappa \in \{\kappa_1, \dots, \kappa_L\}$  и различными значениями времени диффузии  $t \in \{t_1, \dots, t_R\}$ . Значение  $\Delta t$  было фиксировано и равно  $\frac{1}{4}$ . Таким образом, мы имеем набор изображений после применения метода шумоподавления  $I_{f_{\kappa,t}}$ .
3. Вычислялись значения  $\mu$  для изображений  $I_{f_{\kappa,t}}$ . Так как мы знаем, что шум является аддитивным гауссовым, то значения метрики PSNR между исходным изображением  $I$  и изображениями  $I_{f_{\kappa,t}}$  будут отображать качество фильтрации, и максимум PSNR будет соответствовать оптимальным параметрам. Значение PSNR между двумя изображениями  $A(x, y)$  и  $B(x, y)$  определяется как:



$$PSNR(A, B) = 10 \log_{10} \left( 255^2 / \left( \frac{\sum_{x=1}^R \sum_{y=1}^C (A(x, y) - B(x, y))^2}{R \cdot C} \right) \right). \quad (22)$$

Мы использовали следующие параметры детектора хребтовых структур:  $\sigma_0 = 1$ ,  $\nu = \sqrt{2}$ , и  $n = 8$ . Были протестированы различные значения количества уровней квантования  $N \in \{2^i, i = 2, \dots, 7\}$ , и было обнаружено, что лучшие результаты дает значение  $N = 16$ .

4. Находились оптимальное значение параметров фильтрации  $(\kappa_{opt}, t_{opt}) = \arg \max_{(\kappa, t)} (PSNR(I, I_{f_{\kappa, t}}))$  и оцененное  $(\kappa_{est}, t_{est}) = \arg \min_{(\kappa, t)} (\mu(I_{f_{\kappa, t}}))$ . Вычислялась относительная погрешность оцененных параметров и оптимальных:

$$e = \frac{\|(\kappa_{est}, t_{est}) - (\kappa_{opt}, t_{opt})\|}{\|(\kappa_{opt}, t_{opt})\|}. \quad (23)$$

Описанная процедура так же применялась к методам оценки качества изображения BRISQUE [6], BLIDNS-2 [8] и DIVINE [7] путем замены вычисления  $\mu$  на вычисление соответствующей оценки в пункте 3. Значения оценок максимизировались вместо минимизации взаимной информации. График зависимости среднего значения  $e$  по 500 изображениям из базы BSD500 [12] для предложенного метода и методов [6-8] от уровня добавляемого шума показан на рис. 2. Видно, что для всех уровней шума предлагаемый метод находит оптимальный параметр точнее, чем другие методы. Пример тестового изображения и графики поверхностей PSNR и  $\mu$  в зависимости от параметров  $\kappa$  и  $t$  для этого изображения при уровне шума  $\sigma_{noise} = 10$  показаны на рис. 3 и рис. 4 соответственно. График линий уровня значений  $\mu$  показан на рис. 5. Видно, что значения  $\mu$  плавно зависят от параметров  $\kappa$  и  $t$ , поэтому для нахождения оптимальных значений параметров диффузии можно использовать градиентные методы с использованием разностной аппроксимации производной.

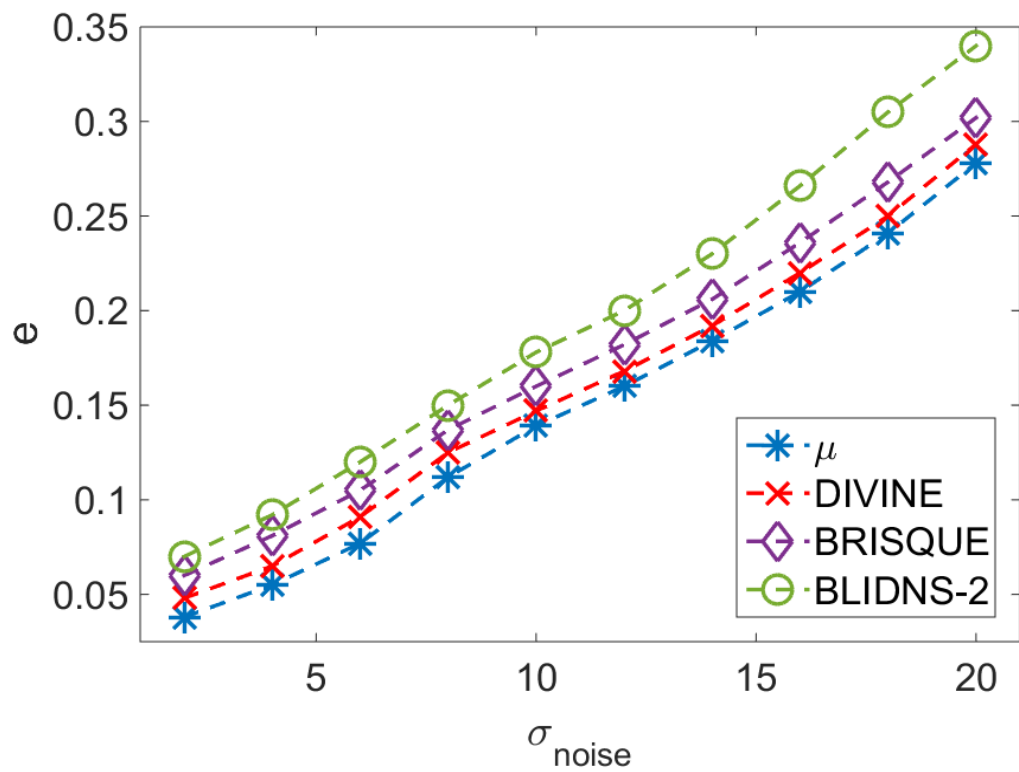


Рис. 2. График зависимости относительной ошибки  $e$  от уровня добавленного шума для предложенного метода и методов DIVINE, BRISQUE, BLIDNS-2.



Рис. 3. Пример тестового изображения из базы BSD500 [12].

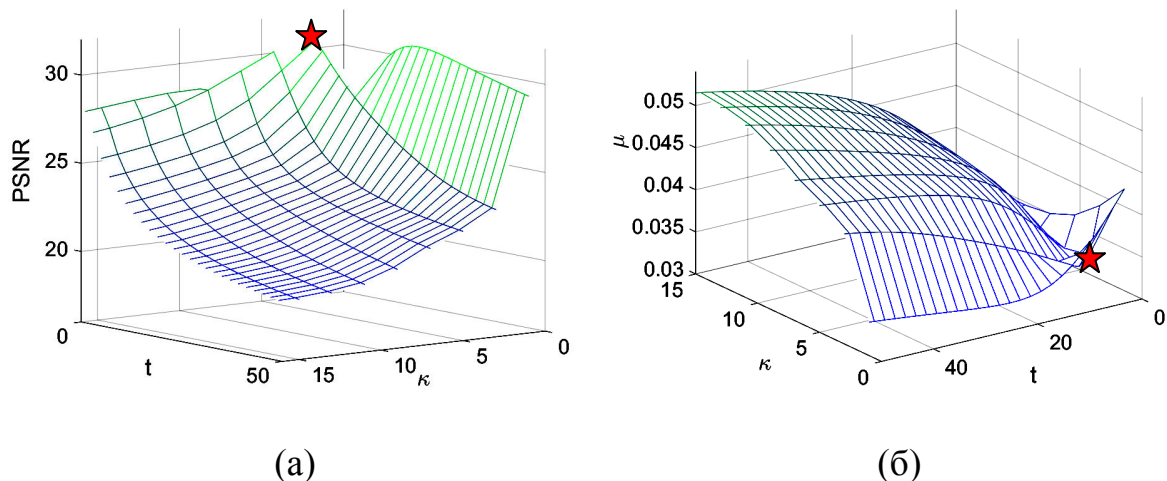


Рис. 4. Значения значений PSNR (а) и  $\mu$  (б) в зависимости от параметров диффузии  $\kappa$  и  $t$ . Звездами отмечены положения максимума PSNR и минимума  $\mu$ . Значения оптимальных параметров, полученных с помощью оптимизации PSNR и  $\mu$ , одинаковы и равны  $\kappa = 2$ ,  $t = 8$ .

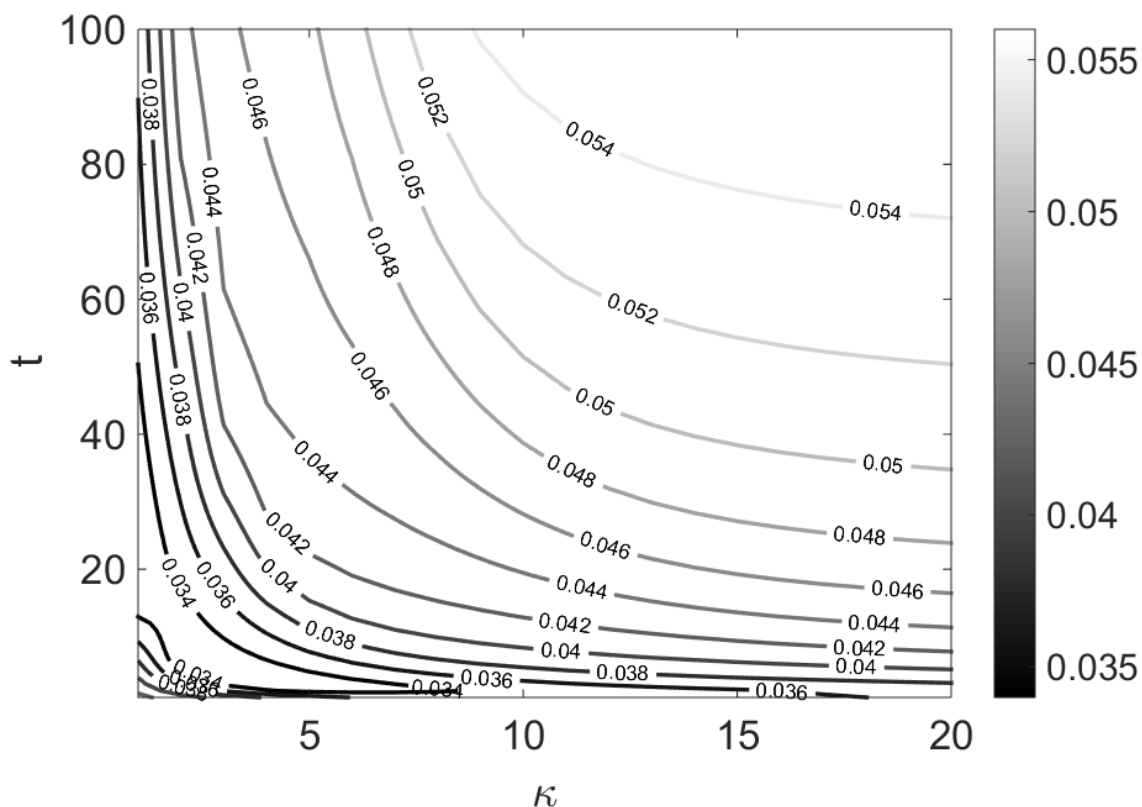


Рис. 5. График линий уровня значений  $\mu$  в зависимости от параметров диффузии  $\kappa$  и  $t$ .

## Заключение

Предложен метод оценки качества фильтрации на основе анализа разностного кадра в областях, где присутствуют хребтовые структуры. Предлагаемый метод находит оптимальные параметры диффузионной фильтрации лучше, чем существующие методы оценки качества изображения BRISQUE, BLIDNS-2 и DIVINE. На практике метод может быть использован для автоматического выбора параметров фильтрации изображений – как каждого в отдельности, так и различных классов изображений.

## Литература

1. *Yaroslavsky L.P., Kim, V.* Rank algorithms for picture processing. *Comput. Vis. Graph. Image Process.* 35, 234–258 (1986).
2. *Tomasi C., Manduchi R.* Bilateral filtering for gray and color images. In: *Sixth International Conference on Computer Vision (ICCV 1998)*, pp. 839–846 (1998).
3. *Buades A., Coll B., Morel J.* A review of image denoising algorithms, with a new one. *SIAM J. Multiscale Model. Simul.: SIAM Interdisc.* 4(2), 490–530 (2005)
4. *Manzanera A.* Local jet based similarity for NL-means filtering. In: *20th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 2668–2671 (2010).
5. *Perona P., Malik J.* Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *Proceedings of IEEE Computer Society Workshop on Computer Vision.* pp. 16–22 (1987).
6. *Mitta A., Moorthy A.K., Bovik A.C.*: No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Trans. Image Process.* 21, 4695–4708 (2012).
7. *Moorthy A.K., Bovik A.C.* Blind image quality assessment: from scene statistics to perceptual quality. *IEEE Trans. Image Process.* 20(12), 3350–3364 (2011).
8. *Saad M.A., Bovik A.C.* Blind image quality assessment: a natural scene statistics approach in the DCT domain. *IEEE Trans. Image Process.* 21(8), 3339–3352 (2012).
9. *Eberly D.* *Ridges in Image and Data Analysis.* Springer, Heidelberg (1996).
10. *Lindeberg T.* Edge detection and ridge detection with automatic scale selection. In: *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 465–470, San Francisco, CA (1996).
11. *Haralick R.M., Shanmugan K., Dinstein I.* Textural features for image classification. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. SMC-3*, 610–621 (1973).
12. *Martin D., Fowlkes C., Tal D., Malik J.* A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics. *Proc. 8th Int'l Conf. Computer Vision.* 2, pp. 416–423 (2001).