УДК 004.93

Многомасштабная ранговая статистическая дифференциация: улучшение слабоконтрастных зашумленных изображений

М.В. Сторожилова[1], *Д.В. Юрин*[2]

Факультет вычислительной математики и кибернетики (ВМК),

Московский государственный университет им. М.В.Ломоносова (МГУ)

В работе предлагается многомасштабное обобщение алгоритма статистической дифференциации для улучшения слабоконтрастных изображений. Рассматриваются вопросы одновременного выделения деталей различных размеров и подавления шумов. Для вычисления средних значений в статистической дифференциации рассматриваются свёртки с функцией Гаусса и быстрые ранговые алгоритмы, основанные на многомасштабном представлении гистограмм.

Ключевые слова: статистическая дифференциация, многомасштабный подход пирамида детальности, ранговые алгоритмы, алгоритм KNV, многомасштабные гистограммы.

Введение

При наблюдении в плохих условиях освещения цифровые изображения получаются слабоконтрастными и сильно зашумленными, поэтому актуальной задачей является улучшение качества изображений путем повышения контраста, подчеркивания деталей и подавления шумов. Однако эти цели часто вступают в противоречие друг с другом: повышение контраста и подчеркивание деталей одновременно усиливает и шумы, а фильтрация наряду с шумами подавляет и полезную информацию. Более того, при сглаживании возникают ложные границы, сопоставимые по яркости с границами слабоконтрастных объектов.

В качестве решения указанной проблемы предлагается многомасштабное обобщение алгоритма статистического

---

[1] Сторожилова Мария Вадимовна, студентка факультета ВМиК МГУ им. М.В.Ломоносова. Email: mariastorozhilova@gmail.com .

[2] Юрин Дмитрий Владимирович, к.ф.-м.н., с.н.с. лаборатории Математических методов обработки изображений факультета ВМиК МГУ им. М.В.Ломоносова. Email: yurin_d@inbox.ru , yurin@cs.msu.su .

дифференцирования (*Pratt, 2007*), причем для подавления шумов использовать как свертки с Гауссовым ядром, так и нелинейные ранговые алгоритмы (*Ярославский, 1987*), не размывающие границы.

Классическая статистическая дифференциация

Обычные алгоритмы повышения чёткости изображения по локальной окрестности вместе с полезными деталями поднимают шум и усиливают детали только размера порядка и меньше радиуса окрестности. Также некоторые задачи требуют, чтобы на изображении более чётко выделялись детали какого-то априори известного размера. Многомасштабная статистическая дифференциация позволяет избирательно подчеркнуть детали K-1 разных характерных размеров, причем эти размеры выбираются исходя из требований прикладной задачи. Правильный выбор параметров может привести также к снижению высокочастотного шума.

Алгоритм статистической дифференциации был в 1976 году предложен Уоллесом (*Pratt, 2007*) и определяется выражением:

$$J(x,y) = \alpha m_d + (1-\alpha)\langle I(x,y)\rangle + \left(I(x,y) - \langle I(x,y)\rangle\right)\frac{A\sigma_d}{A\sigma(x,y)+\sigma_d} \qquad (1)$$

$I(x,y)$ и $J(x,y)$ - исходное и результирующее изображения, $\langle I(x,y)\rangle$ - изображение, сглаженное по локальной окрестности, $\sigma(x,y) = \left\langle \left(I(x,y) - \langle I(x,y)\rangle\right)^2 \right\rangle$ - среднеквадратичное отклонение яркости, m_d, σ_d - желаемые средняя яркость и средний разброс интенсивностей в изображении, $\alpha \in [0,1]$, A – предельный коэффициент усиления деталей. В формуле (1) подразумеваются средние по прямоугольной или круглой окрестности радиуса *R*, полученные с помощью линейной фильтрации, например - сверткой с Гауссовым ядром. Использование таких средних приводит к размазыванию сглаженного изображения и появлению двойных границ на улучшенном изображении.

Многомасштабная статистическая дифференциация

Рассмотрим последовательность изображений: $I_0(x,y)$, $I_1(x,y)$, … , $I_k(x,y)$. Здесь $I_0(x,y)$ - исходное изображение. $I_k(x,y) = \left\langle I_{k-1}(x,y) \right\rangle_k$, $k = 1..K$, где $\langle . \rangle_k$ - некоторый оператор сглаживания, возможно ***нелинейный***, с характерным радиусом R_k, причём $R_k < R_{k+1}$. Обозначим разностные изображения $D_k(x,y) = I_k(x,y) - I_{k+1}(x,y)$ и введем их средний размах как $\sigma_k(x,y) = \left\langle D_k^2(x,y) \right\rangle_G$, причем среднее здесь вычисляется ***всегда*** при помощи свёртки с функции Гаусса для того, чтобы полученная величина была статистически обоснована, что подчеркивается в формуле индексом “G”. Предлагается следующее многомасштабное обобщение алгоритма:

$$J(x,y) = \alpha m_d + (1-\alpha) I_K(x,y) + \sum_{k=0}^{K-1} D_k(x,y) \left(B_k + \frac{A_k \sigma_{k,d}}{A_k \sigma_k(x,y) + \sigma_{k,d}} \right) \qquad (2)$$

Особенностью алгоритмов повышения детальности (sharpening) по локальной окрестности является усиление деталей с характерным размером порядка этой окрестности и менее. Адаптивное определение коэффициента усиления на основе среднего размаха изображения в пределах локальной окрестности в большей степени усиливает детали близкие к диаметру окрестности. Формула (2) позволяет избирательно подчеркнуть детали K-1 разных характерных размеров, причем эти размеры выбираются исходя из требований прикладной задачи. Установка малого коэффициента при k=0 в случае модели слабо коррелированного в пространстве шума приводит к сохранению шумов или даже снижению уровня шума, не мешая усилению более крупных деталей при больших k. Заметим, что при разных k могут использоваться различные алгоритмы сглаживания.

Для вычисления сглаженных изображений может использоваться свертка с функцией Гаусса. Однако, в этом случае, вследствие размытия при сглаживании, на границах объектов с сильно различающимися яркостями могут появляться ореолы. Поэтому в работе для сглаживания используются комбинации ранговых алгоритмов, не размывающих края объектов, и свёрток с функцией Гаусса. В работе рассматривались ранговые алгоритмы, в частности усреднение по KNV-окрестности (*Ярославский, 1987*) текущего пикселя и их быстрые реализации на основе многомасштабного представления гистограмм и контроля изменения гистограмм по мере добавления и удаления точек при сдвиге окна локальной окрестности.

Многомасштабные гистограммы

Многомасштабная гистограмма (рис.1) на самом грубом (верхнем) уровне L_0 содержит общее количество точек локальной окрестности и сумму их яркостей (отрезок от 0 до I_{max}, максимальной интенсивности изображения). На уровень ниже (L_1), гистограмма содержит то же самое для~2-х отрезков (от 0 до $I_{max}/2$ и от $I_{max}/2+1$ до I_{max}), на уровне L_2 – для 4-х отрезков. То есть если идти «снизу», то элемент верхнего уровня включает в себя соответствующие 2 элемента нижнего уровня. Самый нижний уровень - обычная гистограмма, в которой каждый элемент соответствует одному значению интенсивности. В ней хранится число отсчетов каждой яркости в окрестности. Номер этого уровня совпадает с количеством бит, которым представляется интенсивность изображения L_{max} .

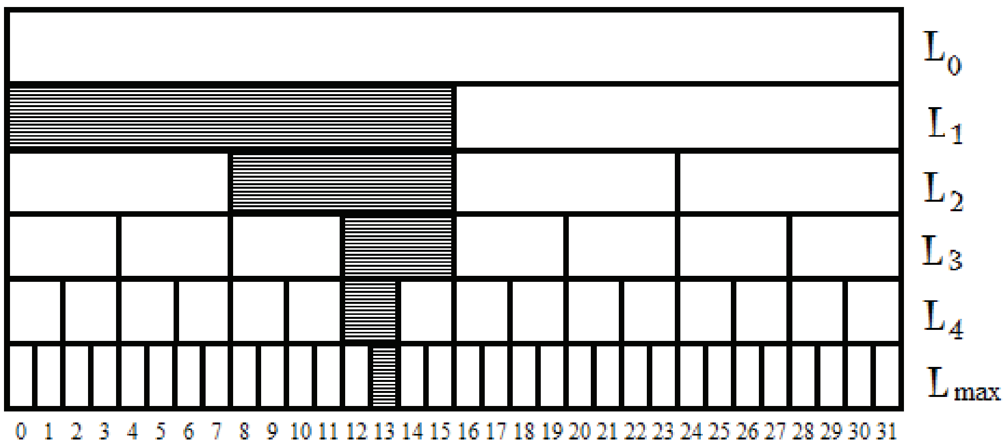

Рис. 1. Многомасштабная гистограмма

При построении гистограммы для пикселя в соответствующую ячейку на *каждом* уровне детальности одновременно добавляется/вычитается единица. Так, для изображения в 256 градаций серого - сразу на 8 уровней, т.е. сложность построения гистограммы возрастает примерно в 8 раз. Однако это усложнение в дальнейшем позволяет существенно ускорить вычисление разнообразных средних величин: с логарифмической сложностью $O(L_{\max})$ вместо линейной $O(2^{L_{\max}})$.

Результаты

На рис. 2. представлено сравнение одномасштабной статистической дифференциации со сглаживанием сверткой с функцией Гаусса и со сглаживанием ранговыми алгоритмами. Алгоритм статистической дифференциации работает с параметрами А = 8, m_d = 128, σ_d = 85, α = 0.25. При вычислении среднего по KNV окрестности полагалось R = 12.5, K = 0.2·N, где N – общее количество пикселей в локальной окрестности.

а *б* *в*

Рис. 2. Улучшение изображения: *а* – исходное изображение, *б* - Гаусс, *в* – среднее по KNV

Применение стандартной статистической дифференциации со сглаживанием сверткой с функцией Гаусса (рис. 2.б) существенно поднимает детали изображения. Однако использование сглаживания с размытием приводит к образованию ореолов вокруг объектов с сильно различающейся яркостью и созданию градиентной закраски на краях однородно окрашенных объектов. При использовании ранговых алгоритмов (рис. 2.в) изображение выглядит более естественно, без излишнего пересветления и затемнения, но сохраняются «переусиления» на краях объектов. Но при обычной статистической дифференциации усиливаются все мелкие детали с размером меньше радиуса окрестности, в том числе и шумы.

Результаты многомасштабной статистической дифференциации представлены на рис. 3. Для улучшения изображения с вычислением среднего при помощи вычисления среднего по KNV используется 5 окрестностей радиусов $R_1 = 1.5$, $R_2 = 2.5$, $R_3 = 6.5$, $R_4 = 15.5$, $R_5 = 22.5$, $K = \frac{1}{4} \cdot N$ R. При вычислении среднего путём сверток с Гауссом исходное изображение сначала сглаживается при помощи KNV окрестности для удаления шумов ($R_1 = 4.5$, $K = K = \frac{1}{4} \cdot N$). Затем с полученным изображением по 4-м окрестностям производится свёртка с функцией Гаусса со следующими параметрами: $\sigma_2 = 3$, $\sigma_3 = 5$, $\sigma_4 = 7$, $\sigma_5 = 15$. Общие параметры для обоих методов улучшения: $m_d = 128$, $\alpha = 0.25$, $A_1 = 1$, $A_2 = 4$, $A_3 = 5$, $A_4 = 7$, $A_5 = 5$, $\sigma_d = 55$. Выбор коэффициент $A_1 = 1$ гарантирует, что шумы, которые подавляются на изображении при вычислении среднего по KNV окрестности, не будут снова усилены на результирующем изображении.

а *б* *в*

Рис. 3. Улучшение изображения: *а* – исходное изображение, *б* - Гаусс, *в* – алгоритм KNV

Применение многомасштабной статистической дифференциации позволяет одновременно повысить контраст изображения и подавить мелкомасштабный шум. Однако при вычислении среднего только с использованием ранговых алгоритмов результирующие изображения получаются слабоконтрастными. Поэтому наилучшим вариантом является комбинирование свёрток с Гауссом и ранговых алгоритмов при вычислении среднего в многомасштабной статистической дифференциации.

Заключение

Разработан алгоритм многомасштабной статистической дифференциации, позволяющий избирательно подчеркнуть детали выбранных размеров. Для сглаживания внутри него предложено использовать комбинацию ранговых алгоритмов и свёрток с Гауссом, что устраняет эффект «ореолов» на границах объектов и помогает подавить мелкомасштабные шумы.

Работа выполнена при поддержке ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009 – 2013 годы и гранта РФФИ 09-07-92000-ННС_а.

Литература

Ярославский Л.П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: Введение в цифровую оптику. - М.:Радио и связь, 1987. -296 с.: ил.

Pratt W.K. Digital Image Processing: PIKS Scientific inside (4th ed.) Wiley-Interscience, John Wiley & Sons, Inc., Los Altos, California, 2007, 782 p.

Multiscale rank statistical differencing: enhancement of low contrast and noised images

M.V. Storozhilova[3], *D.V. Yurin*[4]

Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics (CMC),

Lomonosov Moscow State University (MSU), Russia.

Multiscale statistical differencing algorithm is proposed for low contrast images enhancement. Using multiscale approach we sharpen details of different sizes simultaneously. If we use small amplification coefficient for smallest environment size, the algorithm demonstrates denoising capability. We also propose fast rank algorithms based on multiscale histograms and their application for smoothed images computation during multiscale statistical differencing.

Key words: statistical differencing, rank algorithms, fast mean by KNV-environment, multiscale histograms.

---

[3] Maria V. Storozhilova, is a student at Chair of Mathematical Physics, Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics, Lomonosov Moscow State University, Russia. Email mariastorozhilova@gmail.com

[4] Dmitry V. Yurin (PhD) is a senior researcher at laboratory of Mathematical Methods of Image Processing, Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics, Lomonosov Moscow State University, Russia. Email yurin_d@inbox.ru