МЕТОДЫ АНАЛИЗА КАЧЕСТВА ФИЛЬТРАЦИИ ШУМА НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ

студ. Сторожилова М. В., к.ф.-м.н. Лукин А. С., к.ф.-м.н. Юрин Д. В.

Московский Государственный Университет имени М.В. Ломоносова,
факультет вычислительной математики и кибернетики,
лаборатория математических методов обработки изображений (МГУ, ВМК, ММОИ)

1. Введение

Задача подавления шума на изображениях является одной из классических задач обработки изображений [1]. Наивысшее качество на сегодняшний день обеспечивают нелокальные методы фильтрации [2,3]. В связи с улучшением качества камер оптического диапазона, интерес к алгоритмам шумоподавления несколько снизился. Однако это не так в медицинских приложениях, особенно в компьютерной томографии (КТ). КТ – эффективный метод медицинской диагностики, связанный с облучением пациента рентгеновскими лучами. За одно обследование доза облучения может превышать годовую дозу, получаемую от естественных источников. Снижение же мощности излучения приводит к сильному возрастанию шумов (которые близки к гауссовому белому шуму [4]). Поэтому разработка алгоритмов фильтрации шума, не искажающих существенные для медиков детали, является весьма актуальной [5,6]. Авторами были разработаны алгоритмы Rank-2.5D и NLM-2.5D подавления шумов на изображениях КТ [7]. Они представляют собой адаптацию к обработке трехмерных изображений алгоритмов нелокального среднего [2] и разработанных авторами быстрых алгоритмов ранговой фильтрации. При наличии большого количества различных алгоритмов, зависящих от параметров, возникает задача их сравнения и оценки качества фильтрации. Классические подходы на основе оценки PSNR или MSE не являются удовлетворительными, так как не делают различий между небольшим шумом и искажением яркости и контраста изображения в целом и такими артефактами, как исчезновение мелких объектов или сдвиг границы между объектами на 1-2 пикселя в относительно небольшой части изображения. Если ошибки первого вида допустимы, то ошибки второго вида неприемлемы в медицинских приложениях.

2. Анализ разностных изображений

Анализ качества шумоподавления для реальных КТ-изображений должен производиться оперативно и без использования информации о чистом изображении. Рассмотрим разностное изображение (1), представляющее собой разность исходного (зашумленного) изображения и результата цифровой фильтрации:

$$I_r(x,y) = I_{noised}(x,y) - I_{filtered}(x,y) \tag{1}$$

Такой ***разностный кадр*** (РК) показывают изменения, происходящие с изображением в процессе подавления шума. Желательной чертой РК является их случайность: отсутствие видимой корреляции с исходным изображением. Простые методы подавления шума, такие как линейная фильтрация, подавляют высокочастотные детали изображений, которые проявляются в РК. Более сложные алгоритмы, такие как нелокальное усреднение, более качественно отделяют случайный шум от деталей изображения (рис. 1).

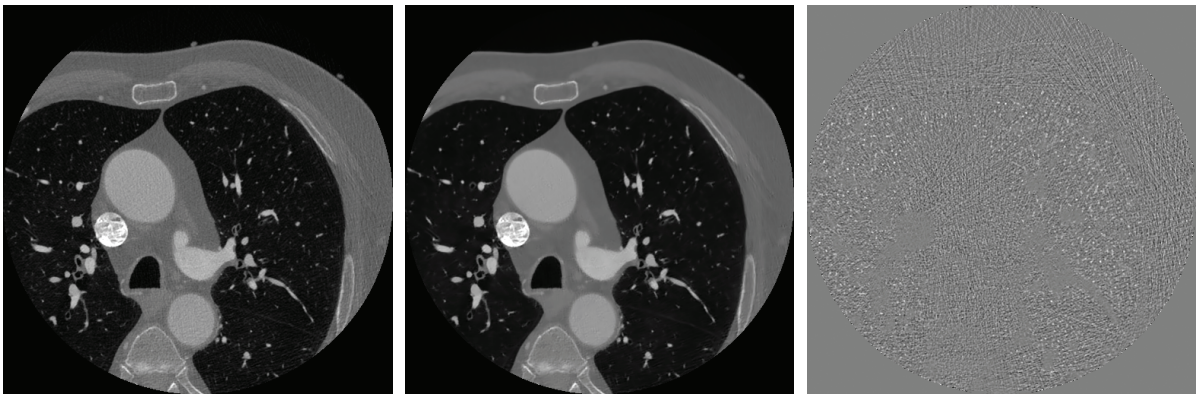

Рисунок 1. *(а) исходное КТ-изображение, (б) шум подавлен алг. NLM-2.5D, (в) разностный кадр.*

3. Корреляционная мера

Простейшим показателем случайности сигнала является ***коэффициент автокорреляции***, являющийся отношением автокорреляционной функции сигнала с нулевым средним к дисперсии сигнала. Хотя коэффициент автокорреляции можно вычислить для изображения целиком, мы предлагаем анализировать локальное поведение автокорреляции – это позволит учесть информацию о локальных особенностях изображения. Для этого автокорреляция будет вычисляться в перекрывающихся квадратных блоках РК (1). Размер блока выбирается в зависимости от размера интересующих нас особенностей. Для наших КТ-изображений размера 512×512 пикселей будут использоваться блоки 32×32, с перекрытием 75% по каждому измерению. Блоки разностного кадра умножаются на окно Хана, и далее от них с помощью БПФ вычисляется автокорреляционная функция $R_{xx}(i,j)$. Ее значения делятся на $R_{xx}(0,0)$ – дисперсию сигнала. Получившиеся в результате коэффициенты автокорреляции лежат в диапазоне [–1, 1].

Для оценки наличия структуры в РК предлагается искать максимальный коэффициент автокорреляции с ненулевым лагом (сдвигом): $R^{\max} = \max_{i,j\in\Omega} R_{xx}(i,j)$, где Ω содержит все лаги, для которых $i^2 + j^2 \geq 2^2$. Таким образом исключаются лаги, меньшие, чем 2 пикселя, чтобы предотвратить попадание на глобальный максимум вблизи нулевого лага, который может иметь ненулевую ширину в силу некоторой размытости КТ-изображений. Когда $R^{\max}$ близко к 0, разностный кадр близок к белому шуму, то есть практически не коррелирован. Когда $R^{\max}$ велико, в блоке присутствует значительная корреляция, указывающая на наличие нежелательных деталей в РК. Таким образом, предложенный коэффициент корреляции может использоваться как мера деградации качества изображения.

Получившиеся коэффициенты корреляции $R_k^{\max}$ из каждого блока k усредняются по всему изображению. Таким образом, получается общая мера корреляции $\Re$:

$$\Re = \frac{\sum_k w_k R_k^{\max}}{\sum_k w_k}, \tag{2}$$

причем блоки с большей дисперсией участвуют в сумме с большим весом: $w_k = \sqrt[4]{R_{xx}(0,0)}$.

Получившаяся мера $\Re$ указывает, «испорчен» ли РК какими-либо структурами (например, границами) из исходного изображения. Если РК является белым шумом, то экспериментально получается $\Re \approx 0.14$. На реальных КТ-изображениях $\Re$ получается выше, поскольку КТ-шум слегка коррелирован (рис. 1в) и ни один алгоритм шумоподавления не идеален.

Для тестирования корреляционной меры (2) мы исследовали её зависимость от параметров алгоритмов шумоподавления для реальных КТ-изображений. У алгоритма NLM-2.5D параметром, отвечающим за силу фильтрации, является ρ – он влияет на веса усреднения пикселей. У алгоритма Rank-2.5D этим параметром является M: он влияет на количество усредняемых пикселей. Результаты измерений приведены на рис. 2.

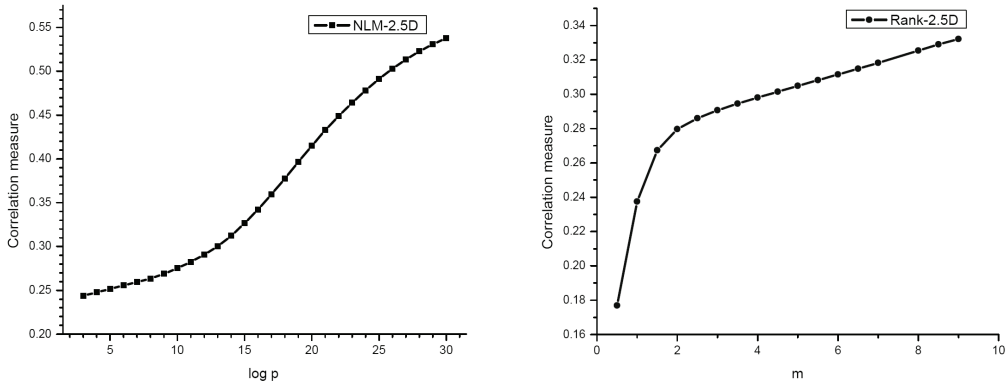

Рисунок 2. *Зависимость корреляционной меры $\Re$ от силы фильтрации ρ и M.*

График $\Re$ для алгоритма NLM-2.5D имеет перегибы вблизи точек $\log\rho = 8$ и 13. Ниже этих точек корреляционная мера возрастает медленно. А выше этих точек рост ускоряется, означая, что алгоритм шумоподавления начинает размывать существенные детали изображения. Такое изменение производной можно объяснить тем, что шум на КТ-изображениях имеет гауссово распределение контраста и низкую дисперсию, в то время как важные детали изображения имеют более высокую дисперсию и более компактное распределение на изображении.

Выше точки $\log\rho = 20$ график начинает выравниваться, так как алгоритм NLM-2.5D вырождается в оператор линейного размытия. Визуальные оценки результирующих изображений показывают, что наилучшая величина $\log\rho$ лежит в диапазоне от 10 до 12. Этот баланс между силой подавления шума и размытием мелких деталей соответствует $\Re \approx 0.28...0.29$.

График для алгоритма Rank-2.5D не имеет таких точек перегиба: он стабильно растет во всем диапазоне полезных значений *M*, означая, что потеря существенных деталей происходит постепенно. По визуальным оценкам наилучшие значения параметра *M* лежат между 3.5 и 4.5. Это соответствует $\Re \approx 0.29...0.30$, что хорошо согласуется с наилучшими значениями для алгоритма NLM-2.5D.

4. Энтропийный подход

Другой возможный подход к оценке качества фильтрации изображения может быть построен на основе представления об информационной энтропии как о мере беспорядка. Нормализуем и оцифруем разностный кадр (1) следующим образом:

$$I_N(x,y) = \left\lfloor \frac{8}{\pi} \cdot \arctan\left(\frac{I_r(x,y) - m}{\alpha\sigma} \right) \right\rfloor, \tag{3}$$

где m и σ средняя интенсивность и корень из дисперсии изображения $I_r(x,y)$, подгоночный параметр α выбирался равным 1.2. Квадратные нижние скобки обозначают округление в сторону меньшего по модулю целого числа так, как это выполняет оператор **int()** в C++. Таким образом, $I_N(x,y)$ может принимать не более 9 различных целочисленных значений в диапазоне от –4 до +4. Когда разностный кадр $I_r(x,y)$ имеет малую яркость, гистограмма $I_N(x,y)$ содержит менее 9 значений и поэтому, с энтропийной точки зрения, беспорядка меньше. Когда яркость достаточно высока, наблюдаются различия формы такой гистограммы, наибольшей степени беспорядка соответствует равная вероятность любой из 9 допустимых яркостей. Так как на томографических изображениях типичный радиус корреляции был около 1.5-2 пикселей, мы рассматривали следующие направленные разности:

$$\begin{aligned} D_{0^\circ}(x,y) &= I_N(x,y) - I_N(x,y+2) & D_{90^\circ}(x,y) &= I_N(x,y) - I_N(x+2,y) \\ D_{45^\circ}(x,y) &= I_N(x,y) - I_N(x+1,y+1) & D_{135^\circ}(x,y) &= I_N(x,y) - I_N(x-1,y+1) \end{aligned} \tag{4}$$

Если изображение $I_r(x,y)$ состоит из чистого гауссова белого шума, распределение вероятностей направленных разностей близко к однородному, а величины разностей находятся в диапазоне [–8, +8]. Если же на РК (1) появляются регулярные детали, такие как ободки органов и сосудов, их отпечатки, мелкие объекты (отфильтрованные как шум), то на изображениях направленных разностей (4), по крайней мере, некоторых, доминировать начинают области малой яркости. В качестве меры наличия таких регулярных особенностей мы предлагаем использовать энтропию распределения вероятности значения разности (4) для всех четырех направлений. Вероятность вычисляется как нормированная на единицу сумма гистограмм изображений направленных разностей (4).

$$\Im = -\sum_{\nu} H_N(\nu) \log_2\left(H_N(\nu)\right) \tag{5}$$

Т.к. энтропия это мера беспорядка, можно ожидать, что когда разностное изображение $I_r(x,y)$ малой амплитуды, то и величины (4) малы, и их энтропия (5) тоже мала. По мере усиления силы шумоподавления яркость РК (1) будет расти и вместе с ним и яркость (4), и их энтропия. Но как только на разностном изображении начнут появляться ошибочно отфильтрованные мелкие объекты и фрагменты при-

граничных областей объектов, на изображениях направленных разностей (4) будет все больше и больше областей с приблизительно нулевой яркостью, и энтропия (5) начнет снижаться.

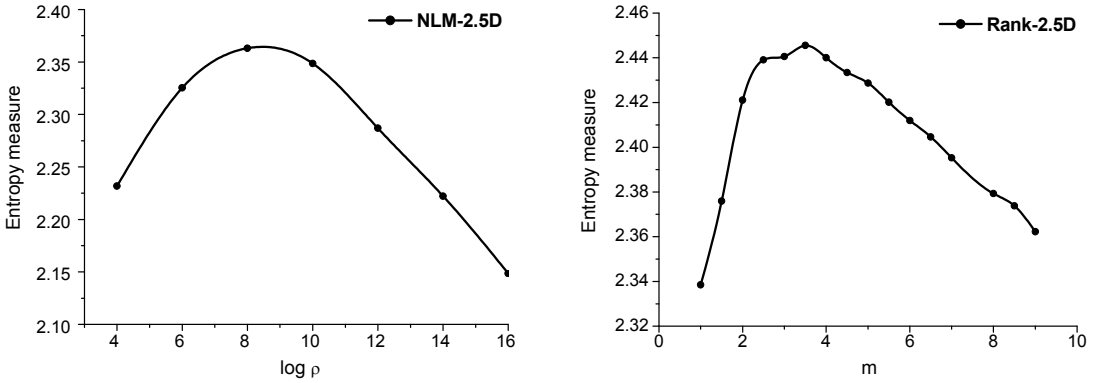

Рисунок 3. *Зависимость энтропийной меры* $\Im$ *от силы фильтрации ρ и M.*

Результаты применения энтропийной меры качества (5) к изображениям компьютерной томографии показаны на рис. 3. Кривые для обоих алгоритмов Rank-2.5D и NLM-2.5D имеют отчетливые максимумы, которые можно рассматривать как значения параметров, при котором удаляется наибольшее количество наиболее случайной части информации, т. е. шума. Тестирование на реальных изображениях показало, что параметры, определяемые по координатам максимума на графиках, близки к субъективному выбору.

5. Заключение

Сравнение подходов, основанных на автокорреляции (2) и энтропии (5), показывает, что:

- для энтропийной меры форма графиков схожа для обоих алгоритмов фильтрации, в отличие от автокорреляционной меры;
- заметный эффект наблюдается даже без применения алгоритма поблочно.

Недостатком энтропийного подхода, на наш взгляд, является относительно небольшое превышение максимумом окружающих значений (около 5%), в то время как для корреляционного подхода различие может быть в несколько раз.

Литература

1. Л. П. Ярославский: Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии. Введение в цифровую оптику. - М.: Радио и связь, 1987. 296 с., ил.
2. Buades, A., Morel, J.: A non-local algorithm for image denoising. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2 (2005) 60-65
3. Dabov, K., Foi, A., Katkovnik, V., Egiazarian, K.: Image denoising by sparse 3d transform-domain collaborative filtering. IEEE Trans. Image Process. 16(8) (2007) 2080-2095
4. Kijewski, M., Judy, P.: The noise power spectrum of ct images. Phys. Med. Biol. 32(5) (1987) 565-575
5. Reiter, M., Zauner, G.: Denoising of computed tomography images using multiresolution based methods. European Conference on Non-Destructive Testing poster (2006)
6. Trinh, D., Luong, M., Rocchisani, J.M., Pham, C., Pham, H., Dibos, F.: An optimal weight method for ct image denoising. Journal of Electronic Science and Technology 10(2) (2012) 124-129
7. Storozhilova, M., Lukin, A., Yurin, D., Sinitsyn, V.: Two approaches for noise filtering in 3d medical ct-images. In: 22-th International Conference on Computer Graphics GraphiCon'2012, Moscow, Russia, 68-72.

Лаборатория математических методов обработки изображений e-mail: mariastorozhilova@gmail.com
http://imaging.cs.msu.ru lukin@ixbt.com
yurin@cs.msu.su

METHODS OF NOISE FILTERING QUALITY ASSESSMENT FOR CT IMAGES

Storozhilova M. V., stud; Lukin A. S., Ph. D.; Yurin D. V., Ph. D.

Lomonosov Moscow State University,
Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics,
Laboratory of Mathematical Methods of Image Processing

Noise filtering in computer tomography (CT) images plays an important role in reduction of radiation dose received by a patient. Building upon our previous work in noise reduction, this paper introduces two approaches for automatic evaluation of noise reduction quality. Both approaches are based on the analysis of residual images – differences between the original noisy image and the processed image. One method is computing the coefficient of local data correlation, while another one is using a concept of entropy to quantify randomness of the residual image. Both methods are evaluated on real-world CT scans and presented results suggest that they are effective for automatic selection of the noise reduction filtering strength parameter.