

Опыт применения адаптивных гомоморфных фильтров для обработки компьютерных томограмм

М.С. Усанов, Н.С. Кульберг, С.П. Морозов

Аннотация. В статье рассматривается эффективность применения гомоморфной фильтрации при обработке данных, не подчиняющихся гауссову закону распределения. В качестве примера использовались данные рентгеновской компьютерной томографии. Обработка данных основана на вейвлет-фильтрации, включающей шумоподавление и усиление контуров объектов интереса. Результаты показали значительное улучшение качества обработанных данных; при этом удалось избежать некоторых нежелательных артефактов, возникающих при обработке без рассматриваемого преобразования.

Ключевые слова: компьютерная томография, обработка изображений, нелинейное преобразование, улучшение границ, шумоподавление, преобразование по обратной функции, гомоморфная фильтрация.

Введение

Данные, получаемые при компьютерной томографии (КТ), представляют собой трехмерный массив цифровых отсчетов. Они соответствуют пространственному распределению коэффициентов ослабления рентгеновского излучения в исследуемом объекте. В медицине часто вместо слов «коэффициент ослабления» используется термин «рентгеновская плотность». Для измерения ослабления используются единицы шкалы Хаунсфилда (HU), принимающие значения от -2000 (пространство гентри), через -1000 (воздух) и 0 (вода и мягкие ткани) до $+700$ — 3000 (костная ткань, контрастные агенты) [1].

Изображения КТ имеют ряд специфических свойств, наиболее важными из которых являются:

1. Наличие пуассоновского шума, распределение которого можно считать близким к нормальному. Дисперсия шума порядка 10 HU.

2. Существование относительно небольших колебаний рентгеновской плотности в мягких тканях. Они представляют собой плавные изменения в пределах 200 — 300 HU, возможны скачки в пределах ± 30 HU на границах органов. Эти колебания диагностически значимы.

3. Резкие скачки плотности на границах «кости—мягкие ткани» и «мягкие ткани—воздух» (порядка 1000 HU).

В качестве примера на Рис. 1 а представлена типичная гистограмма необработанной компьютерной томограммы. На ней видны основные пики в районе -1000 HU, соответствующей тканям легких и воздуху, и в районе 0 HU, соответствующих мягким тканям. Изображения рентгеноконтрастного агента имеют плотность 100 — 200 HU; данные от костных тканей распределены в интервале 200 — 1500 HU. Между пиками имеются значительные промежутки, практически не содержащие данных. Соответствующая этой гистограмме томограмма представлена на Рис. 2.

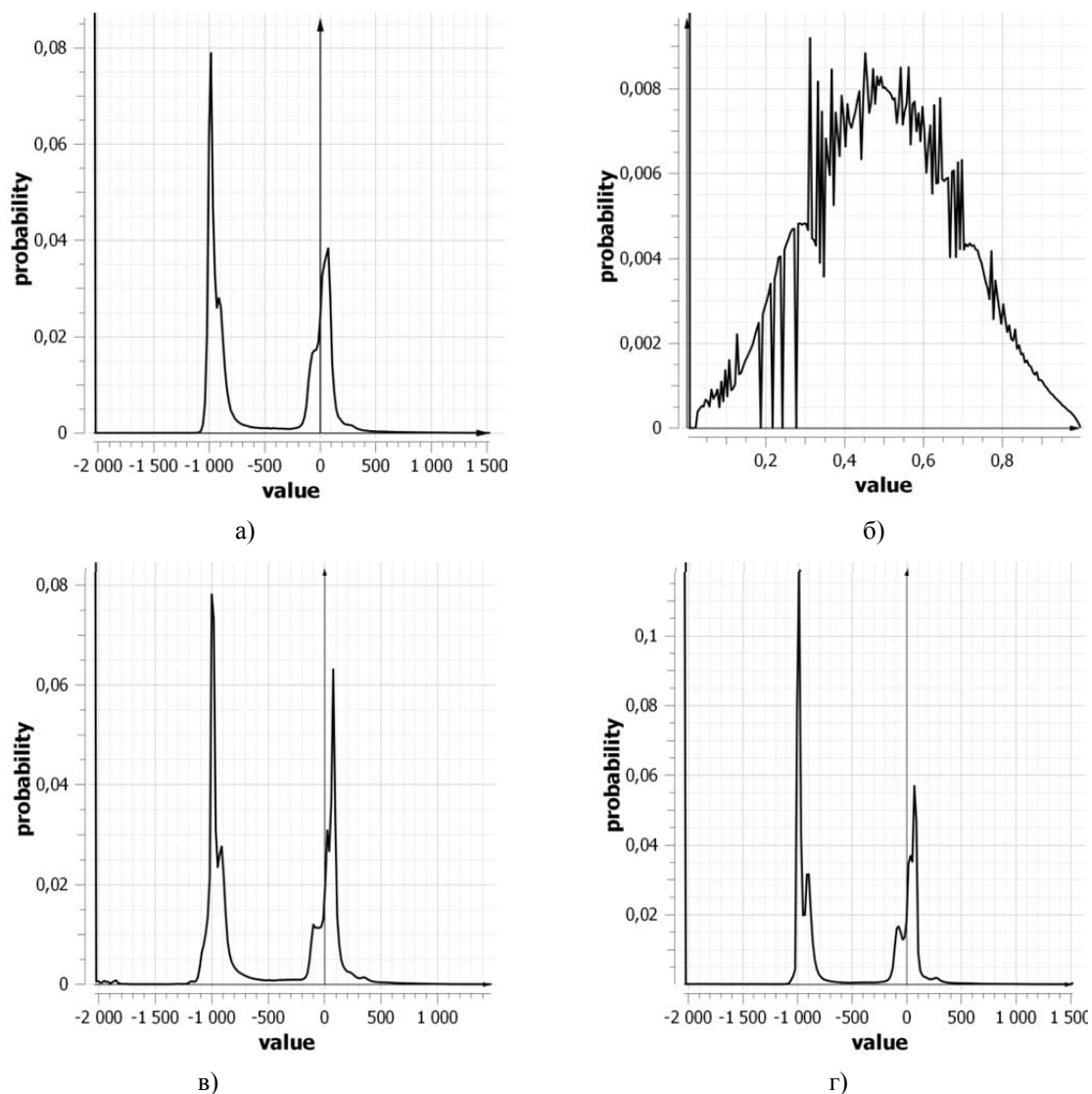


Рис. 1. Гистограммы распределения значений пикселей в массиве данных компьютерной томографии (400 срезов с шагом 1 мм, разрешение одного среза 512x512 пикселей с шагом 0,75 мм)

- а) необработанные данные
- б) данные после применения предложенного нелинейного преобразования
- в) результат обработки данных без нелинейного преобразования (с артефактами)
- г) результат обработки данных с использованием предложенного метода нелинейного преобразования

Таким образом, распределение данных на томограмме значительно отличается от гауссова. В то же время линейная фильтрация, лежащая в основе большинства распространенных техник обработки изображений, наилучшим образом работает с данными, распределенными по Гауссу. В тех случаях, когда статистические свойства случайного процесса резко отличаются от гауссовых, применение линейного филь-

тра, универсального для общего случая, может приводить к появлению разного рода артефактов и искажений данных, что должно быть учтено при построении фильтра. Ниже мы приведем несколько примеров того, как это делается в опубликованных исследованиях.

К сожалению, данная тема в цифровой обработке изображений уступает место работам по радиоэлектронике, топографии и лазерных тех-

нологий в отечественных публикациях. Примером этого может послужить работа авторов Gustaf Hendeby и Fredrik Gustafsson [2], в которой рассматриваются линейные системы с негауссовым распределением на примере системы уравнений Рикатти. В данной работе авторы ищут альтернативу линейному фильтру Калмана среди нелинейных аналогов, оценивают их эффективность по критерию прироста относительной информации (Relative Information) и достижению нижней границы неравенства Крамера–Рао. Хотя эта работа и не относится напрямую к обработке изображений, авторы рассматривают системы уравнений с негауссовским распределением, доказывает эффективность нелинейных систем обработки по предложенному критерию по сравнению с линейными системами, но делает уточнение, что с переходом на нелинейную систему обработки появляются сложности в достижении нижней границы неравенства Крамера–Рао.

Работа [3] от Ааро Нувяринен и Erkki Oja из Хельсинского технологического университета также не относится к обработке медицинских диагностических изображений. Она описывает в подробной форме многокомпонентный анализ и ставит определенные условия для его реализации, основным из которых является отличие входных данных от гауссовых. Вся работа посвящена созданию нейронной сети для разделения данных на компоненты, их многоступенчатого анализа, проверке по критерию максимального правдоподобия. В качестве основных применений алгоритма авторы статьи приводят в пример анализ данных ЭЭГ, данных финансового рынка и снижение шума в изображениях.

В работах Грузмана И.С. [4] исследуется обработка сканов отпечатков пальцев, в которых при воздействии линейных фильтров происходит потеря резкости (расфокусировка), приводящая к порче важной информации. На изображении отпечатков пальцев имеется большое количество линий, петель, завитков и прочих ярких индивидуальных признаков, распределенных по негауссовскому закону распределения. В качестве альтернативы линейным системам фильтрации автор применяет к изображению многокомпонентную итерационную обработку с выделением первоначальных границ отпечатков

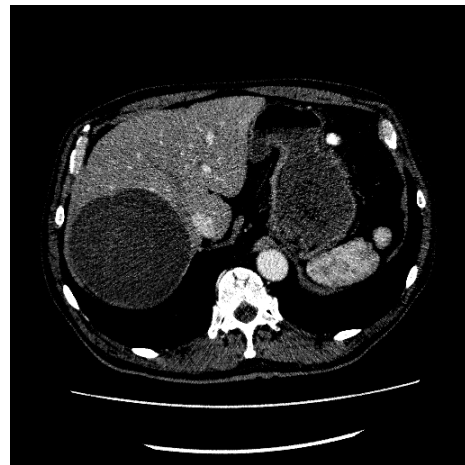


Рис. 2. Необработанный срез томограммы печени

На печени видны контрастированные сосуды и крупное образование (опухоль) с кистой внутри нее. Для всех последующих изображений КТ применяется окно с центром 100 HU и шириной окна в 200 HU. Данные получены на аппарате серии Aquilion фирмы Toshiba.

пальцев (бинаризация), их усилением и последующей фильтрацией изображения. Обрабатываемые автором изображения являются хорошим примером данных со случайным распределением, подчиняющихся негауссовским законам распределения, для обработки которых необходимо использовать нелинейные системы фильтрации. А введение бинаризации перед фильтрацией обладает определенным сходством с предложенным нами ниже нелинейным преобразованием яркости.

Работа [5] от Arakeri M. P. также посвящена независимому многокомпонентному анализу, но уже на примере обработки медицинских изображений. Эффективность работы оценивалась такими критериями, как пиковое отношение сигнал/шум (PSNR), среднее абсолютное отклонение (MAE) и индекс средней структурной схожести (MSSIM). Метод показал свою высокую эффективность в работе с медицинскими диагностическими изображениями, и, как было сказано авторами в работе [2], основным критерием применения алгоритма является отличие данных от гауссовых.

Работа [6] коллектива авторов Kämpfe T., Nattkemper T.W., Ritter H. продолжает ряд статей о независимом многокомпонентном анализе, но анализирует данные микроскопии для

классификации типа клеток. Особенностью данной методики является использование алгоритма самоорганизующихся шаблонов (Self-Organizing Map, SOM), широко применяющегося для обработки и сегментации данных. Комбинация методов показала эффективность, не уступающую традиционным методам классификации на основе метода главных компонент (Principal Component Analysis, PCA).

В работе Tatsuya Nishii [7] используется специфическая техника обработки данных по четырем координатам (оси X, Y, Z и время). Данные исследований КТ перфузии миокарда, полученные через малые промежутки времени относительно друг друга (50 миллисекунд), анализируются и обрабатываются по трем координатам и сопоставляются с данными по времени, таким образом, получая дополнительный источник о текстуре и реальном сигнале. Данная методика отлично справилась с удалением шумов, но она имеет очень узкую направленность в обработке данных, а доза облучения при исследованиях КТ многократно возрастает. Для традиционной КТ диагностики метод не подходит, т.к. отсутствует временная компонента. Но обработка по четырем координатам дает существенный вклад в шумоподавление.

В работе Xin Liu и Hua Li [8] описываются преимущества так называемой мультиполосной фильтрации (Multi-Band Filtering, MBF), которая делит данные низкодозовой компьютерной томографии (1/10 от обычной дозы облучения) на полосы частот и обрабатывает каждый диапазон по определенному алгоритму, зависящему от данных, представленных в нем. Так, для низкочастотных данных (границы крупных объектов) используется усиление границ, в то время как для детализирующих данных (текстуры тканей) применяется шумоподавление. Отличительной особенностью метода является обработка синопграмм, которые представляют собой предварительные данные КТ, необходимые для реконструкции по преобразованию Радона, по методике ограничения числа обратных проекций (Highly Constrained Back Projection, HYPR). Метод показал свою высокую эффективность, повышая отношение сигнал/шум (SNR) до уровня томограммы с обычной дозой облучения.

Классический вейвлет-анализ сигналов является универсальным инструментом обработки данных во многих областях. В данной работе мы учитываем, что пороговое шумоподавление с помощью вейвлет-разложения можно рассматривать также как систему, учитывающую негауссовы свойства объекта. Свертка с масштабирующей функцией, которая выделяет в сигнале низкочастотную составляющую, дает аппроксимирующий уровень разделения и оценку незашумленного сигнала в тех участках, где данные можно приближенно считать гауссовыми. Оценку «негауссовости» данных, в свою очередь, получают через свертку с вейвлет-функцией, работающей по принципу фильтра верхних частот, в результате которой получается детализирующий уровень. В зависимости от величины вейвлет-коэффициента принимается решение, может ли масштабирующий коэффициент рассматриваться в качестве достоверной оценки величины незашумленного сигнала (вейвлет-коэффициент в этом случае подавляется или ослабляется) или необходимо сохранить исходные значения сигнала [9].

В данной работе мы рассмотрим разработанную нами систему обработки КТ изображений, основанную на использовании дискретного вейвлет-преобразования. Разработанный нами метод использует комбинацию различных подходов, описанных в работах [3-9]. Разделение масштабов происходит по принципу вейвлет-разложения, к каждой из частей применяется своя обработка – усиление границ для крупномасштабных данных и шумоподавление для мелкомасштабных, что, по сути, является аналогом независимого многокомпонентного анализа из работ [3-6]. Данная методика имеет сходство с описанной в работе [9]. Накопление данных по третьей координате схоже с описанной в работе [8] методикой, а сама обработка имеет адаптивные свойства, работающие схоже с методом из работы [7].

Основой разработанной нами пороговой обработки для высокочастотных данных послужила мягкая пороговая обработка (Soft Thresholding) с добавлением адаптивных свойств. Критерии порогового разделения подобраны на основании эмпирической оценки «полезности» или «вредности» каждого локального вейвлет-

коэффициента, которая делается на основании локального статистического анализа данных на входе фильтра. Создается маска, определяющая значимость каждого элемента изображения, и часть данных с наименьшим весом подавляется, сокращая уровень шума.

Для усиления границ вычисляется лапласиан и градиент низкочастотной компоненты, и после дополнительной обработки в виде степенных функций и бинаризации происходит их комбинирование и наложение на оригинал (похожая процедура описана в главе 3.8 книги [10]). Нам удалось получить высокий прирост к четкости даже очень низкоконтрастных деталей за счет накопления данных по всем трем координатам томограммы.

Более подробно использованные нами критерии пороговой обработки и усиления границ, описаны в работах [11] и [12]. Такая обработка показала высокую эффективность при обработке томографических и ультразвуковых данных. Однако некоторые важные детали компьютерной томограммы все-таки искажались. Ниже мы рассмотрим характер возникших при этом артефактов. Далее будет описано найденное нами решение проблемы.

1. Характер трудностей, возникающих при линейной фильтрации компьютерных томограмм

Самый очевидный (но не единственный) дефект обработки негауссовых и нестационарных данных при линейном усреднении состоит в смешении сигналов на границах областей (нерезкость границ). Как уже было сказано, проблема традиционно решается установкой пороговых значений для коэффициентов вейвлет-разложения. Но введение такого порога требует априорных знаний о величине возможных скачков яркости на границах. Для данных компьютерной томографии это трудно сделать, поскольку в одном и том же изображении рядом присутствуют диагностически значимые скачки яркости в несколько единиц и несколько сотен НУ. Например, на томограммах, иллюстрирующих данную статью, контрастированные кровеносные сосуды на фоне печени выглядят как яркие пятна уровня +20 НУ, сосуды без контра-

ста – как темные пятна уровня –5 НУ. При этом переход яркости на границах печени с окружающими тканями равен примерно 100 НУ. Также имеются переходы величиной 500–1000 НУ на границах с воздухом. Фиксированный порог приводит к потере качества обработки; введение динамического порога может потребовать сложного анализа и увеличить время обработки.

Помимо подавления шумов, обработка изображений включает дополнительное подчеркивание границ значимых деталей. В нашем случае это делается посредством комбинации лапласиана и градиента низкочастотной части разложения. При этом на краях граничащих областей возникает дополнительный скачок яркости. Величина его пропорциональна исходной разнице яркостей сигналов, прилегающих к границе. Но, как уже было сказано, переходы яркости на томограмме очень сильно различаются по значениям. Непосредственное усиление по означенной схеме на границах объектов приводит либо к появлению неоправданно сильного «оконтуривания» границ печени, либо к недостаточной четкости границ кровеносных сосудов (Рис. 2 и Рис. 3).

Как и в случае пороговой обработки, можно было бы установить динамическую зависимость коэффициента усиления от величины

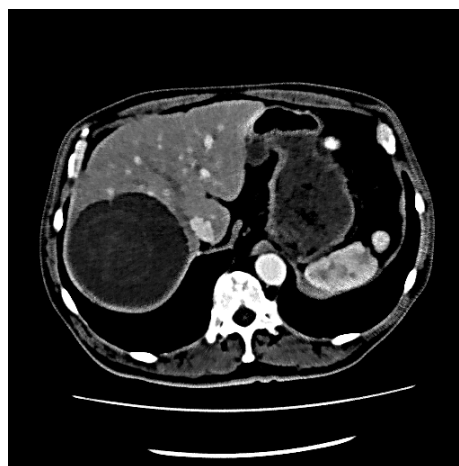


Рис. 3. Результат обработки срезов томограммы собственным методом без применения нелинейного преобразования

Прорисовка сосудов и внутренней структуры опухоли улучшилась, но на границах органов появились ложные яркие кромки

скачка, но эта характеристика будет неизбежно меняться от изображения к изображению, что приведет к усложнению анализа и увеличению времени обработки.

Опыт показал, что избежать означенных трудностей позволяет введенное нами нелинейное преобразование яркости, превращающее вейвлет-преобразование в гомоморфный фильтр. При этом процедура анализа и обработки данных усложняется незначительно, что почти не влияет на скорость обработки. Ниже эта процедура будет описана более подробно.

2. О подготовке и фильтрации данных в нашем опыте

Рассмотрим процесс фильтрации с точки зрения статистического оценивания параметров распределения некоторой случайной величины. Дискретный сглаживающий линейный фильтр в общем случае может быть представлен выражением:

$$\tilde{x}_k = \frac{1}{\sum_{i=1}^N a_i} \sum_{i=1}^N a_i x_{k+i-N/2}. \quad (1)$$

Для фильтра с бесконечной импульсной характеристикой выражение то же с заменой верхнего предела бесконечностью.

Рассмотрим обрабатываемый сигнал $x(t)$ как стационарный эргодический случайный процесс с гауссовым распределением:

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2)$$

Пусть дана выборка значений x_i , $i=1\dots N$. В этом случае величина $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ представляет собой оценку максимального правдоподобия для математического ожидания x_0 . Построим взвешенную функцию правдоподобия по принципам, изложенным в работе [13]. Для этого внесем в функцию правдоподобия весовые коэффициенты для каждого элемента выборки:

$$L(x_0|x) = \prod_{i=1}^N p^{a_i}(x_i) \text{ при ограничении } \sum_{i=1}^N a_i \neq 0.$$

Логарифмическая функция правдоподобия в этом случае имеет вид $\sum_{i=1}^N a_i \ln p(x_i)$, а решение задачи правдоподобия для оценки параметра x_0 дает взвешенную сумму:

$$\tilde{x} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N a_i} \sum_{i=1}^N a_i x_i. \quad (3)$$

Нетрудно видеть, что формула (3) описывает дискретный линейный фильтр с весовыми коэффициентами a_i . Простое суммирование при $a_i \equiv 1$ соответствует фильтру «скользящего среднего». Данное свойство лежит в основе шумоподавляющего действия сглаживающих линейных фильтров. Но чтобы результат фильтрации действительно правдоподобно оценивал искомую величину x_0 , распределение выборки x_i должно быть близким к гауссову.

С точки зрения правдоподобной статистической оценки, характер искажений, возникающих при линейной фильтрации негауссовых данных, можно в немногих словах описать следующим образом. Оценка по методу максимального правдоподобия означает поиск локального максимума эмпирической функции плотности выборки. Вычисление взвешенного среднего при линейной фильтрации дает положение «центра тяжести» выборки. Оценка адекватна только в тех случаях, когда локальный максимум и «центр тяжести» совпадают или близки по значению. Для данных компьютерной томографии это условие, очевидно, не выполнено.

В связи с этим мы вводим дополнительную нелинейную предобработку данных, которая приближает их распределение к гауссову. Линейная фильтрация выполняется в своем обычном виде. Затем выполняется обратное нелинейное преобразование данных.

Очевидно, что описанная последовательность действий является гомоморфной фильтрацией. Под гомоморфной фильтрацией понимается обработка, включающая нелинейное преобразование фильтруемых величин, линейную фильтрацию преобразованных данных и обратное нелинейное преобразование результата. Также этот подход называется обобщенной

линейной фильтрацией. Соотношение между обычным линейным и гомоморфным фильтрами может быть представлено выражениями:

$$\begin{aligned}\tilde{s}(t) &= s(t) * f(t), \\ \tilde{s}_H(t) &= H^{-1}(H(s(t)) * f(t)),\end{aligned}\quad (4)$$

где $s(t)$ – исходный сигнал, $\tilde{s}(t)$ – сигнал после линейной фильтрации, $\tilde{s}_H(t)$ – сигнал после гомоморфной фильтрации, $f(t)$ – импульсная характеристика некоторого линейного фильтра, $H(s)$ – нелинейная функция, монотонная на всей области значений s , H^{-1} – функция, обратная H : $H^{-1}(H(s)) = s$. Термин «гомоморфный фильтр» был предложен А. Оппенгеймом в 1968 г. в [14]. Предложенная техника применялась для обработки сигналов, содержащих мультипликативную помеху. В качестве функции H в этой работе применялся логарифм.

Использование каких-либо наперед заданных функций применительно к изображениям КТ затруднительно, поскольку распределение исходных данных выражено мультимодальное, и положение мод сильно зависит от свойств наблюдаемого объекта. Вместо этого воспользуемся преобразованием по способу обратной функции (преобразование Н.В. Смирнова, в англоязычной литературе «inverse transform sampling» [15]. Также используется название «приведение гистограммы» [10]). Обычно оно используется для получения случайных величин с заданным законом распределения. Если целевой закон имеет функцию распределения $F(x')$ и некоторые исходные данные x_i распределены равномерно на отрезке $[0,1]$, то величина $x'_i = F^{-1}(x_i)$ будет распределена по закону F . Очевидно, верно и обратное утверждение: величина $x_i = F(x'_i)$ будет распределена равномерно, если данные x_i распределены по закону F .

Для преобразования данных воспользуемся этими утверждениями. Построим эмпирическую функцию распределения входного массива данных $F_0(x)$ (она получается в результате численного интегрирования функции плотности, пример которой дан на Рис. 1 а). Для каж-

дого отсчета входных данных x_i вычислим величину $x'_i = F_0^{-1}(x_i)$. Эта величина, очевидно, равномерно распределена на $[0,1]$.

Введем целевое гауссово распределение с функцией плотности $f_1(x) = \exp(-x^2/2\sigma^2)$ и соответствующей функцией плотности $F_1(x)$. Для каждого x'_i найдем величину $x''_i = F_1^{-1}(x'_i)$. Эти данные, очевидно, распределены по закону $F_1(x)$ (гистограмма, построенная по обработанным таким образом данным, представлена на Рис. 1 б). Значение σ в этом опыте подбиралось эмпирически исходя из визуальной оценки обработанных изображений; наилучшие результаты были получены при $\sigma=0,2$.

Набор данных x''_i подвергается дискретному вейвлет-преобразованию; полученные коэффициенты подавляются либо усиливаются в соответствии с заданными критериями; над обработанными коэффициентами выполняется обратное вейвлет-преобразование. Массив данных, полученный в результате этой обработки, обозначаем \tilde{x}''_i . Окончательные отфильтрованные данные получают по формуле: $\tilde{x}_i = F_1(F_0^{-1}(\tilde{x}''_i))$. Пример гистограммы, построенной по обработанным данным, показан на Рис. 1 г.

3. Результаты численного эксперимента

На Рис.2-Рис.4 представлены срезы компьютерных томограмм на различных этапах обработки. «Объектом интереса» для врача являются изображения контрастированных кровеносных сосудов (небольшие белые объекты), а также изображение опухоли печени (обширное темное пятно в левой нижней части изображения). На исходном изображении (Рис. 2) присутствует значительный шум. По этой причине только самые крупные сосуды могут быть надежно идентифицированы; внутренняя структура опухоли почти неразличима.

В качестве данных для обработки использовались серии КТ изображений, полученных из Единой радиологической информационной системы (ЕРИС) Департамента здравоохранения

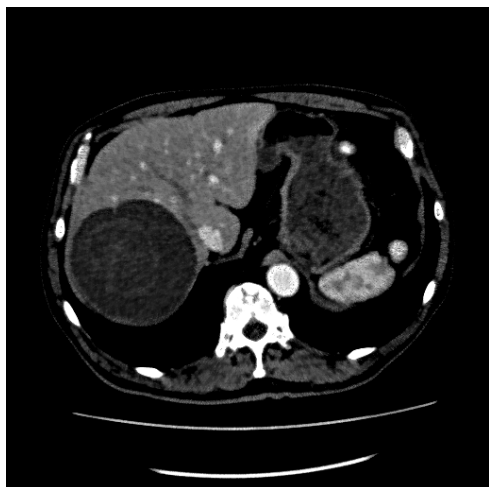


Рис. 4. Результат обработки среза томограммы собственным методом с применением нелинейного преобразования

Прорисовка сосудов и внутренней структуры опухоли улучшилась, проявилась текстура печени и опухоли, артефакты на границах органов отсутствуют

г. Москвы. В ходе тестирования было обработано 25 серий КТ по 300—500 срезов; ввиду ограничения по объему в данной статье приведен пример для одной серии.

При обработке без гомоморфного преобразования видны артефакты на границах разделения сред, как показано на Рис. 3. Явно выраженное усиление границы с зашкаливающими значениями возникает ввиду присутствующих там резких переходов по шкале Хаунсфилда. В результате алгоритм усиления границ может исказить данные или даже совершенно их испортить. На гистограмме, изображенной на Рис. 1 в, эти артефакты проявились, в частности, в виде всплесков в диапазоне -2000 — -1800 HU. Данный эффект проявляется наиболее ярко только при резких и значительных переходах (сотни HU) — именно в тех случаях, когда данные в окне фильтра оказываются резко отличными от гауссовых.

На Рис. 4 показан результат работы фильтрации с адаптивным нелинейным преобразованием. Все линии сохраняют присущую им яркость и значения по шкале Хаунсфилда, т.к. разница значений на границах сохраняет пропорцию, но уменьшилась в абсолютном значении. Это заметно и по отсутствию артефактов

на гистограмме обработанных таким образом данных, показанной на Рис. 1 г.

Заключение

Адаптивное нелинейное преобразование негауссовых данных позволяет повысить качество работы линейных фильтров, применяющихся для обработки изображений. Предложенный подход применим к любому виду усредняющих линейных фильтров. В данной работе это было показано на частном случае вейвлет-преобразования, т.к. в основе его также лежит линейная фильтрация. Мы применяли аналогичную обработку к другим типам фильтров, но ввиду ограниченного объема статьи описать это здесь не представляется возможным. Можно предположить, что такое преобразование применимо не только к данным компьютерной рентгеновской томографии, но и к любым другим изображениям.

Литература

1. Матиас Прокоп, Михаэль Галански. Спиральная и многослойная компьютерная томография: Учебн. пособие: В 2 т. Пер. с англ.; Под ред. А. В. Зубарева, Ш. Ш. Шотемора. - М.: МЕДпресс-информ, 2006-2007. 14-16.
2. G. Hendeby, F. Gustafsson Fundamental filtering limitations in linear non-Gaussian systems 16th Triennial IFAC World Congress, 2005.
3. Hyvärinen A., Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications. *Neural networks*. 2000;13(4), pp. 411-30
4. Грузман И.С. Двухэтапные методы первичной обработки многомерных сигналов и изображений при действии помех. Автореферат диссертации на соискание ученой степени доктора технических наук. Новосибирский Государственный Технический Университет, Новосибирск, 1997.
5. Arakeri M. P., et al., editors. A comparative performance evaluation of independent component analysis in medical image denoising. ICRTIT, 2011.
6. Kämpfe T., Nattkemper T.W., Ritter H. Combining independent component analysis and self-organizing maps for cell image classification. *Pattern Recognition*: Springer; 2001. p. 262-268.
7. Nishii T., Kono A. K., Tani W. etc. Four-dimensional noise reduction using the time series of medical computed tomography datasets with short interval times: a static-phantom study. *PEERJ*, Feb. 2016, doi:10.7717/peerj.1680.
8. Liu X, Primak A. N. et al. Quantitative evaluation of noise reduction algorithms for very low dose renal CT perfusion imaging. *Proc. SPIE 7258, Medical Imaging 2009: Physics*

- of Medical Imaging, 72581T (13 March 2009); doi:10.1117/12.813777.
9. Donoho, D. De-noising via soft-thresholding, Technical report 409, Dept. of Statistics, Stanford University, 1992.
 10. Р. Гонсалес, Р. Вудс. Цифровая обработка изображений. Москва, Техносфера, 2005. ISBN 5-94836-028-8.
 11. Кульберг Н. С. и др. Разработка и испытания нового метода улучшения качества изображений в ультразвуковой медицинской диагностике. Акустический журнал, 2009, том 55, № 4–5, с. 526-535.
 12. Kulberg N. S., и др. Novel Method of the Noise-Reduction in 3D X-Ray Computed Tomography. Proceedings of the Third International Workshop on Image Mining Theory and Applications, pp. 92—99, Angers, France, May 2010.
 13. Feifang Hu and James V. Zidek. The Weighted Likelihood. The Canadian Journal of Statistics / La Revue Canadienne de Statistique. Vol. 30, No. 3 (Sep., 2002), pp. 347-371.
 14. Oppenheim A. V. et al. Nonlinear Filtering of Multiplied and Convolved Signals. Proceedings of the IEEE Volume 56 No. 8 August 1968, pages 1264-1291 (русский перевод: Оппенхейм, Шефер, Стокхэм. Нелинейная фильтрация сигналов, представленных в виде произведения и свертки. ТИИЭР, 1968, т. 56, № 8, стр. 5-46.
 15. Вадзинский Р. Н. Справочник по вероятностным распределениям. – СПб.: Наука, 2001, стр. 33.

Усанов Михаил Сергеевич. Инженер – научный сотрудник НПЦМР ДЗМ. Окончил МГТУ им. Н. Э. Баумана в 2015 году. Количество печатных работ: 1. Область научных интересов: медицинская визуализация, диагностическая визуализация, томография, обработка изображений. E-mail: michael.usanov@gmail.com

Кульберг Николай Сергеевич. Заведующий отделом НПЦ медицинской радиологии Департамента здравоохранения. Окончил МФТИ в 1993 году. Кандидат физико-математических наук. Количество печатных работ: 40. Область научных интересов: медицинская визуализация, диагностическая визуализация, томография, обработка изображений, обработка данных. E-mail: kulberg@rpcmrg.org.ru

Морозов Сергей Павлович. Директор НПЦ Медицинской Радиологии департамента здравоохранения г. Москвы. Окончил МГМУ им. И.М. Сеченова в 2002 году. Доктор медицинских наук, профессор. Количество печатных работ: 150. Область научных интересов: компьютерная томография, магнитно-резонансная томография, позитронно-эмиссионная томография, однофотонная эмиссионная компьютерная томография. E-mail: npcmrg@zdrav.mos.ru

Usage of adaptive homomorphic filters for CT processing

M.S. Usanov, N.S. Kulberg, S.P. Morozov

Abstract. The article deals with effective usage of homomorphic filtering in the processing of data that do not comply with Gaussian distribution law. As an example, we used data from computed tomography. Data processing is based on wavelet – filtering, including noise reduction and edge enhancement for objects of interest. Results have shown significant data quality enhancement. What’s more important, we managed to avoid some unacceptable artifacts that occur when processed without the suggested transformation.

Keywords: computed Tomography, Image Processing, Nonlinear Transform, Edge Enhancement, Noise Reduction Inverse Transform Sampling, Homomorphic Filters

Reference

1. Matias Prokop, Michael Galanski. Spiral and Multislice Computed Tomography of the body: Handbook; Thieme; 1st edition (2001), pp. 14-16.
2. G. Hendeby, F. Gustafsson. Fundamental filtering limitations in linear non-Gaussian systems 16th Triennial IFAC World Congress, 2005.
3. Hyvärinen A., Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications. Neural networks. 2000;13(4), pp. 411-30.
4. Gruzman I. S. Two-Phase Methods of the Primary Processing of the Cluttered Multidimensional Signals and Images. Doctoral Thesis. Novosibirsk State Technical University, 1997.
5. Arakeri M. P., et al., editors. A comparative performance evaluation of independent component analysis in medical image denoising. ICRTIT, 2011.
6. Kämpfe T., Nattkemper T.W., Ritter H. Combining independent component analysis and self-organizing maps for cell image classification. Pattern Recognition: Springer; 2001. p. 262-268.
7. Nishii T., Kono A. K., Tani W. etc. Four-dimensional noise reduction using the time series of medical computed tomography

- datasets with short interval times: a static-phantom study. PEERJ, Feb. 2016, doi:10.7717/peerj.1680.
8. Liu X, Primak A. N. et al. Quantitative evaluation of noise reduction algorithms for very low dose renal CT perfusion imaging. Proc. SPIE 7258, Medical Imaging 2009: Physics of Medical Imaging, 72581T (13 March 2009); doi:10.1117/12.813777.
 9. Donoho, D. De-noising via soft-thresholding, Technical report 409, Dept. of Statistics, Stanford University, 1992.
 10. R. Gonzalez, R. Woods. Digital Image Processing. Prentice Hall, Pearson Education, 2002. ISBN 0-201-18075-8.
 11. Kulberg N.S. Novel method of image quality enhancement in Ultrasonic medical imaging. Development and testing. Acoustic Journal, 2009, vol. 55, № 4–5, p. 526-535 (In Russian).
 12. Kulberg N. S., и др. Novel Method of the Noise-Reduction in 3D X-Ray Computed Tomography. Proceedings of the Third International Workshop on Image Mining Theory and Applications, pp. 92-99, Angers, France, May 2010.
 13. Feifang Hu and James V. Zidek. The Weighted Likelihood. The Canadian Journal of Statistics / La Revue Canadienne de Statistique. Vol. 30, No. 3 (Sep., 2002), pp. 347-371.
 14. Oppenheim A. V. et al. Nonlinear Filtering of Multiplied and Convolved Signals. Proceedings of the IEEE Volume 56 No. 8 August 1968, pages 1264-1291 (русский перевод: Оппенхейм, Шефер, Стокхэм. Нелинейная фильтрация сигналов, представленных в виде произведения и свертки. ТИИЭР, 1968, т. 56, № 8, стр. 5-46).
 15. Vadzinskiy R.N. Handbook of probability distribution. – SPb.: Science, 2001, p. 33(In Russian)

Usanov Mikhail Sergeevich. Engineer, Research Assistant, SPC of Medical Radiology of the Moscow Department of Healthcare. Graduated BMSTU in 2015. Number of publications: 1. Research interests: medical imaging, diagnostic imaging, tomography, image processing. E-Mail: michael.usanov@gmail.com

Kulberg Nikolai Sergeevich. Head of Department of the SPC of Medical Radiology of the Moscow Department of Healthcare. Candidate of Physico-mathematical science. Graduated MIPT in 1993. Number of publications: 40. Research interests: medical imaging, diagnostic imaging, tomography, image processing, data processing. E-mail: kulberg@rpcmr.org.ru

Morozov Sergey Pavlovich. Director of the SPC of Medical Radiology of the Moscow Department of Healthcare. Doctor of medical sciences, professor. Graduated in MG MU of Sechenov in 2002. Number of publications: 150. Area of scientific interests: computed tomography, magnetic resonance imaging, positron emission tomography, single-photon emission computed tomography. E-mail: npcmr@zdrav.mos.ru