

УДК 004.93

Повышение чувствительности анализа рентгеновских снимков методом автоморфного отображения в базисе собственных изображений

А. М. Ахметшин, Л. Г. Ахметшина

Днепропетровский национальный университет, Украина

Резюме

Описан принципиально новый метод повышения чувствительности и разрешающей способности визуального анализа низкоконтрастных радиологических медицинских изображений. В отличие от традиционных методов инверсной фильтрации, данный метод не требует априорного знания аппаратной функции системы формирования изображения и может быть применен как к пространственно-инвариантным, так и пространственно-неинвариантным системам. Представлены экспериментальные результаты демонстрирующие информационные возможности метода.

Ключевые слова: автоморфное отображение, чувствительность, разрешающая способность, низкий контраст, собственное изображение.

Клин. информат. и Телемед.
2008. Т.4. Вып.5. с.30–36

Введение

С развитием компьютерных методов и технологий обработки информации в радиологии очень быстро появился ряд новых направлений, связанных с обработкой [1], анализом [2] и виртуальным синтезом [3] медицинских изображений на основе сочетания как «классических» методов цифровой обработки изображений [4], так и методов компьютерного видения [5] и искусственного интеллекта [6]. В силу большой теоретической и практической значимости этих задач, им постоянно уделяется большое внимание. Анализ медицинских изображений сводится к необходимости решения трех основных задач:

- 1) «обнаружение» (принятие на основании частичной или недостаточной информации решения о наличии в изображении аномалии);
- 2) «распознавание» (т.е. выявление таких особенностей, как размер и форма аномалии);
- 3) «идентификация» (принятие решения о том, что соответствует обнаруженным и распознанным аномалиям).

Несмотря на уже достаточно длительную историю теории цифровой обработки изображений и наличие тысяч печатных статей и докладов по этой тематике, до сих пор остается множество не решенных до настоящего времени проблем, обусловленных влиянием следующих факторов.

1. Поскольку форма, расположение и характеристики целевого объекта (патологии) на апертуре анализируемого изображения априори являются неиз-

вестными, а зачастую, и визуально неразличимыми, то чрезвычайно трудно отделить структурный (анатомический) и измерительные шумы от полезного сигнала, так как статистические и спектральные характеристики этих шумов нам так же не известны.

2. В подавляющем большинстве случаев ничего не известно о свойствах аппаратной функции системы формирования изображения, что не позволяет использовать известные методы инверсной фильтрации в целях повышения пространственной разрешающей способности и чувствительности визуального анализа.

3. Существует внутренняя противоречивость самой задачи анализа радиологических изображений поскольку, с одной стороны, необходимо обеспечение максимальной чувствительности используемых методов к небольшим локальным вариациям значений яркости, а с другой стороны, необходима устойчивость к влиянию структурных и измерительных шумов.

4. При любой сложности структуры исходного изображения рентгенолога на заключительной стадии анализа интересует лишь некоторые его группы (сегменты), например — собственно патология, область ее скрытого влияния и окружающая нормальная биоткань. С учетом пункта три, возникает чрезвычайно важный с практической точки зрения вопрос: возможен ли синтез какой-либо характеристики устойчивой к влиянию структурных шумов и, в то же время, максимально чувствительной к обнаружению малоразмерных и слабо контрастных нечетких (размытых) аномальных участков.

5. Реализация пункта четыре, если и возможна, то только на основе многопараметрового подхода, поэтому в реальной ситуации всегда возникает неоднозначная проблема поиска такого вектора адаптивных информативных признаков, которые позволили бы решить эту проблему.

6. Отсутствие объективных критериев оценки качества изображения (в том числе и обработанного) и, как следствие, неоднозначность оценки информативности вектора входных информативных признаков при наличии множества разнообразных вариантов его формирования.

7. Отсутствие адекватных математических моделей как системы формирования изображений так и анализируемых биоструктур не дает, по крайней мере в настоящее время, возможности реализации универсального алгоритма (метода) обработки и анализа, пригодного для всех типов медицинских изображений (метод, пригодный для одного типа изображений, например, рентгеновского, может оказаться непригодным для обработки других типов изображений, такого как томографическое, и наоборот).

Постановка задачи

Поскольку задача обнаружения возможной патологии является первичной, то, с учетом отмеченных выше обстоятельств, для ее решения необходимо обеспечить увеличение разрешающей способности и чувствительности визуального анализа, желательно на базе использования нескольких различных методов, в целях повышения его достоверности и уменьшения вероятности возникновения артефактов. При разработке подобных методов обязательно должны учитываться особенности психофизиологического восприятия градаций яркости человеком, осуществляющим их анализ. Применение нелинейных преобразований яркости исходных изображений обеспечивает перераспределение локальных их соотношений, приводя к возможности визуального восприятия невидимых перепадов, что и является целью первого этапа анализа.

Одним из распространенных подходов при цифровой обработке снимков, привлекавших большое внимание начиная с 80-х годов, является метод инверсной фильтрации [7], суть которого сводится к следующему. Предполагается, что идеальное изображение $f_0(x, y)$ проходит через линейную простран-

ственно-инвариантную систему, характеризуемую функцией рассеяния точки $h_D(x, y)$ и на него дополнительно накладывается аддитивный шум $n(x, y)$. В этом случае сформированное (т.е. наблюдаемое) изображение $f_0(x, y)$ описывается интегральным уравнением свертки

$$f_0(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_1(\alpha, \beta) h_D(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta + n(x, y). \quad (1)$$

Задача нахождения оценки реставрированного изображения $f_1(x, y)$ сводится к фильтрации наблюдаемого изображения $f_0(x, y)$ [4] Винеровским фильтром минимизирующим среднеквадратичную ошибку реставрации и имеющим спектральную характеристику $H_R(\omega_x, \omega_y)$ вида

$$H_R(\omega_x, \omega_y) = \frac{H_D^*(\omega_x, \omega_y)}{H_D |(\omega_x, \omega_y)|^2 + W_N(\omega_x, \omega_y)}, \quad (2)$$

где $W_N(\omega_x, \omega_y)$ — энергетический спектр структурного и измерительных шумов. При его использовании следует учитывать следующие обстоятельства.

1. Метод служит для повышения пространственной разрешающей способности и чувствительности визуального анализа.

2. Для его применения необходимо знание как спектральной характеристики $H_D(\omega_x, \omega_y)$ функции рассеяния точки (аппаратной функции) системы формирования изображения, так и спектральных характеристик шумов $W_N(\omega_x, \omega_y)$.

3. Метод инверсной фильтрации относится к области некорректных задач математической физики из-за его неустойчивости к влиянию шумовых факторов, что диктует необходимость крайней осторожности при его практическом использовании, при этом повышение разрешающей способности и чувствительности результирующего анализа происходит за счет усиления высокочастотных пространственных компонент в спектре наблюдаемого изображения $f_0(x, y)$.

Несмотря на отмеченные проблемы в использовании метода инверсной фильтрации, он нашел применение при обработке и реставрации оптических изображений [7]. Однако, применительно к рентгеновским снимкам, попытки использования его натолкнулись на следующие трудности [8].

1. Возникают серьезные проблемы с математическим описанием системы

формирования рентгеновских изображений, поскольку результирующее изображение зависит как от конкретных биофизических параметров зондируемой структуры и технических характеристик рентгеновского аппарата, так и от режимов получения рентгеновского изображения. Это означает, что спектральная характеристика оператора формирования рентгеновского изображения $H_D(\omega_x, \omega_y)$ нам неизвестна, и более того, она является переменной в зависимости от конкретной ситуации получения рентгеновского снимка. В связи с этим, внимание исследователей в настоящее время сосредоточено на разработке различных вариантов адаптивного локального усиления контрастности рентгеновских снимков [9, 10].

2. Энергетический спектр структурного и измерительных шумов $W_N(\omega_x, \omega_y)$ так же зависит от конкретной ситуации и является неизвестным, что не позволяет использовать выражение (2), даже в самом оптимальном варианте, для решения задачи инверсной фильтрации рентгеновских изображений.

3. Система формирования рентгеновских изображений во многих случаях является пространственно-неинвариантной, т.е. вид $h_D(x, y)$ зависит от конкретных координат (x, y) т.е. линейно-неинвариантная система формирования изображения описывается не уравнением (1), а уравнением

$$f_0(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_1(\alpha, \beta) h_D(x, y, \alpha, \beta) d\alpha d\beta + n(x, y). \quad (3)$$

Метода обращения уравнения (3) в общем случае не существует, что, как указывалось выше, и приводит к необходимости разработки других подходов для повышения качества рентгеновских снимков.

Цель работы

Целью данной работы является описание и демонстрация информационных возможностей нового метода повышения пространственной разрешающей способности и чувствительности визуального анализа низкоконтрастных изображений за счет усиления высокочастотной части спектра изображения $f_0(x, y)$, что дает возможность условно соотносить его к области методов инверсной филь-

рации, но, в отличие от классических вариантов, он позволяет:

- осуществлять фильтрацию как линейно-инвариантной, так и линейно-неинвариантной систем формирования рентгеновских низко контрастных изображений;
- не требует априорной аналитической информации о функции рассеяния точки системы формирования изображения;
- не требует априорной информации о спектральных и статистических характеристиках структурных и измерительных шумов;
- единственная априорная информация – это приблизительная ширина функции рассеяния точки (этот вопрос, как показали результаты наших исследований, не представляет каких-либо практических затруднений) и примерная протяженность интервала корреляции структурного шума (аналогично вышесказанному).

Результаты собственных исследований

Алгоритм нового метода

Алгоритм нового метода включает в себя следующие этапы.

1. Формируется скользящая вдоль анализируемого изображения потенциального поля рамка размером $(L \times L)$, где L – ориентировочный диаметр функции рассеяния точки системы формирования изображения $h_b(x, y)$. Это позволяет каждому пикселю анализируемого изображения с координатами, например, (m, n) сопоставить вектор коэффициентов \vec{a}

$$\vec{a}(m, n) = [i(m-k, n-l); k, l \in -L \div L], \quad (4)$$

где $i(m, n)$ рассматривается как интенсивность анализируемого изображения в точке (m, n) .

2. На основании выражения (4), из первоначального однопараметрового изображения $i(x, y)$ формируется трехмерный массив (ансамбль) изображений $A(x, y, z)$ (размерность третьей координаты z равна L^2). По сути дела, этот этап представляет собой автоморфное отображение исходного анализируемо-

го рентгеновского изображения (под автоморфизмом понимается взаимно однозначное отображение функции самой на себя).

3. Вычисление и формирование трехмерного массива, пользуясь терминологией впервые использованной в работе [11], собственных изображений исходного ансамбля автоморфного отображения $A(x, y, z)$.

Для этого проводится сингулярное разложение матрицы A , путем ее представления в виде

$$A = UWV^T, \quad (5)$$

где $U = [U_1, U_2, \dots, U_L]$ – матрица сингулярных векторов размерностью $(N - L \times L)$, формирующих ортонормированный базис пространства натянутого на столбцы матрицы A ; W – диагональная матрица, элементы которой $w_i (i=1, \dots, L)$ являются сингулярными числами матрицы A , причем $w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_L \geq 0$. Сингулярные числа являются собственными значениями матрицы $A^T A$, а V – представляет собой ортогональную матрицу размерностью $(L \times L)$. Выражение (5) называется сингулярным разложением матрицы A [12].

Массив A является сильно коррелированным (иначе и быть не может), а применение метода сингулярного разложения обеспечивает ортогональность и некоррелированность ансамбля собственных изображений автоморфного отображения. Поскольку L (по предположению) определяет ширину отклика рентгеновского аппарата на воздействие точечного объекта, то применение метода сингулярного разложения, с алгебраической точки зрения, максимизирует степень различия ансамбля собственных изображений, а это возможно только, как это будет показано ниже, на основе максимизации степени различия и спектральных характеристик собственных изображений, что, собственно говоря, и приводит к результату эквивалентному эффекту применения инверсной фильтрации, но в условиях априорной неопределенности относительно свойств и аналитического описания ядра интегрального преобразования системы формирования рентгеновского изображения. С физической точки зрения, вычисление ансамбля собственных изображений позволяет синтезировать новый ортогональный информационный базис на основе ансамбля $A(x, y, z)$, что и открывает возможность использования нескольких принципиально новых подходов для решения задач повышения чувствительности и разрешающей способности визуального анализа низко контрастных радиологических изображений.

4. Для формирования одного результирующего изображения из многомерного ансамбля собственных изображений $U(x, y, z)$ использовалась самоорганизующаяся нейронная сеть Кохонена. Отличительной ее чертой является адаптивный характер, не требующий априорного задания числа кластеров, что обеспечивает свойство универсальности [13].

Следует подчеркнуть одно важное практическое обстоятельство – в рентгеновских изображениях всегда присутствует измерительный шум. Отличительной особенностью метода сингулярного разложения автоморфного отображения анализируемого рентгеновского изображения как раз и является тот факт, что его использование позволяет разделить вклад информативных и шумовых компонент на основе анализа спектра сингулярных чисел матрицы W . С прикладной точки зрения, эта задача эквивалентна задаче определения ранга зашумленной системы линейных уравнений и относится к классу некорректных задач [14], т.е. с теоретической точки зрения является весьма непростой, но практически (базируясь на визуальном анализе ансамбля собственных изображений) этот вопрос, как показывает наш опыт, особых проблем не представляет.

Численное моделирование

На рис. 1а показано модельное изображение, характеризуемое наличием всех градаций уровней серого и имеющего низкоконтрастные участки: три визуально неразличимых участка, перепад яркостей которых порядка 0.4% и два частично видимых участка с неоднородным значением яркости. На рис. 1г представлен график зависимости амплитуды для 140 столбца, (значения приведены к интервалу 1–0), демонстрирующий изменение сигнала для одной из неоднородностей. Невозможность их непосредственной визуализации связана с законами восприятия изображения глазом, в частности, с законами контрастного восприятия света (человек не видит перепады яркости менее 1%) и формирования уровня адаптации (наблюдаемая картина зависит от соотношения сигнал/фон: если отношение Вебера $\Delta I / I \leq 0,2$, где I – интенсивность фона, а ΔI – приращение сигнала, то оно не заметно для человека на изображении). На рис. 1б показан результат применения к модели широко используемого метода градиентного преобразования в соответствии с формулой

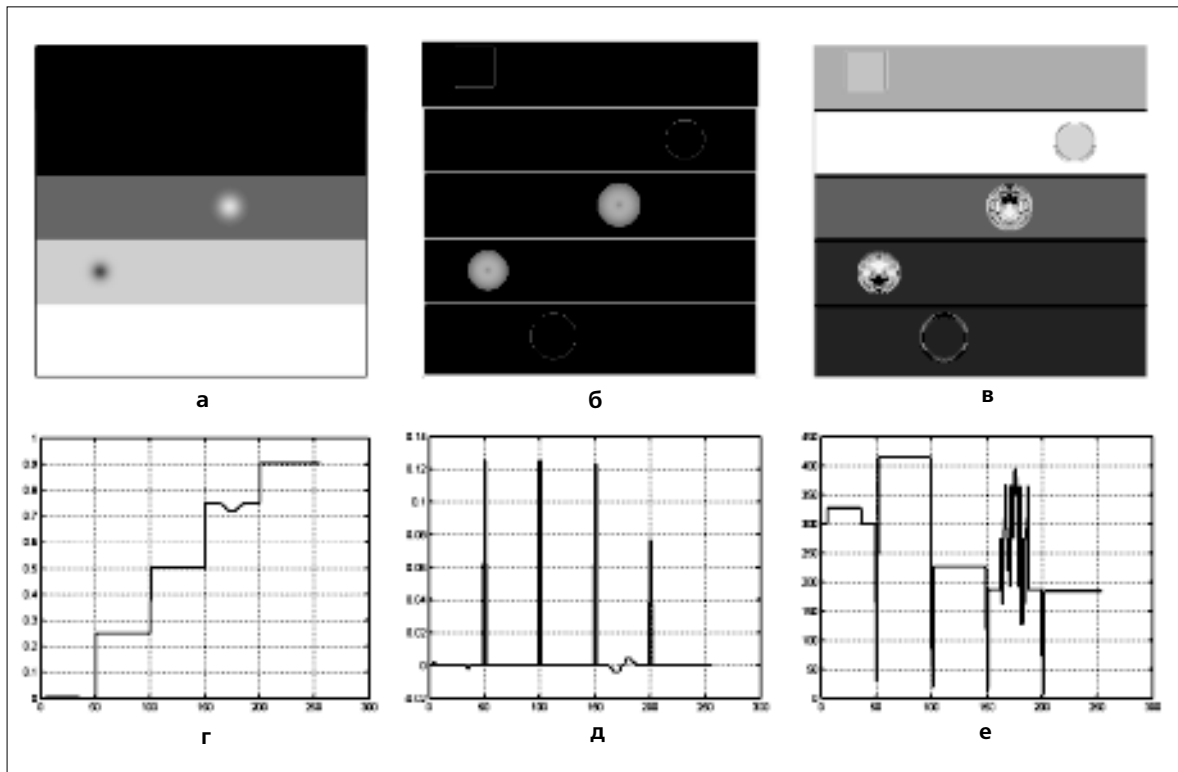


Рис.1. Результаты численного моделирования чувствительности метода: а — исходное изображение; б — модуль градиентного отображения; в — результат метода автоморфного отображения; г — амплитудный срез 140 столбца изображения «а»; д, е — амплитудный срез 140 столбца для изображений «б» и «в» соответственно.

$$\nabla f_0(x,y) = \sqrt{\frac{\partial f_0(x,y)}{\partial x} + \frac{\partial f_0(x,y)}{\partial y}}. \quad (6)$$

Данное преобразование позволяет выделить лишь границы невидимых зон, но не дает возможности выполнения объективной сегментации анализируемого изображения. Кроме того, амплитуда перепадов на низко контрастных участках очень мала (рис. 1д), что делает этот метод очень чувствительным к влиянию шумов.

Применение нового метода (рис. 1в) позволяет сегментировать визуально неразличимые участки, хотя и приводит к существенному перераспределению яркостей в силу нелинейного характера слияния девяти собственных изображений нейронной сетью Кохонена, однако амплитуда перепадов на границах аномальных участков (рис. 1е) примерно в десять раз больше, чем при использовании градиентного отображения (рис. 1д), что открывает потенциальную возможность его использования для решения задач обнаружения слабо контрастных патологий.

Рентгеновский снимок

На рис. 2а показано изображение снимка грудной клетки, представляющее собой классический пример низко контрастного радиологического изображения, а на рис. 2б — изображение модуля его градиентного преобразования, визуальный анализ которого не позволяет однозначно выделить какие-либо характерные участки, что в целом согласуется и с результатами численного моделирования.

Использование фазовой характеристики градиентного отображения (рис. 2в) вычисляемой на основе выражения

$$\psi_0(x,y) = \arctg \left[\frac{\partial f_0(x,y)}{\partial x} / \frac{\partial f_0(x,y)}{\partial y} \right], \quad (7)$$

являющейся дополнительной характеристикой градиентного отображения и позволяющей в некоторых ситуациях, как это показывает практический опыт авторов, повысить достоверность визуаль-

ного анализа, однако в данном случае она так же не дает существенной информации.

Применение метода автоморфного отображения с размером рамки скользящей рамки размером (3x3) позволило синтезировать девять собственных ортогональных изображений, первые четыре из которых (слева направо) приведены на рис. 3а. На рис. 3б представлены соответствующие им энергетические Фурье-спектры, показывающие, что с увеличением порядкового номера возрастает вклад каждого собственного изображения в высокочастотную часть спектра. Это, с одной стороны, позволяет повысить разрешающую способность и чувствительность результирующего анализа, а с другой стороны, может привести к деструктивным результатам из-за усиления влияния шумовых факторов.

Регуляризация решения возможна на основе анализа спектра нормированных сингулярных чисел ортогонализированного ансамбля собственных изображений рентгеновского снимка, представленного в табл. 1. Приведенные значения показывает, что ранг системы собствен-

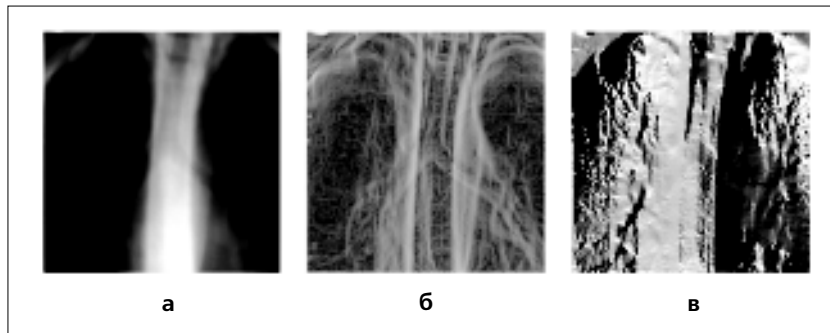


Рис. 2. Исходный рентгеновский снимок грудной клетки «а» и результаты его градиентного отображения: б — модуль; в — фазовая характеристика.

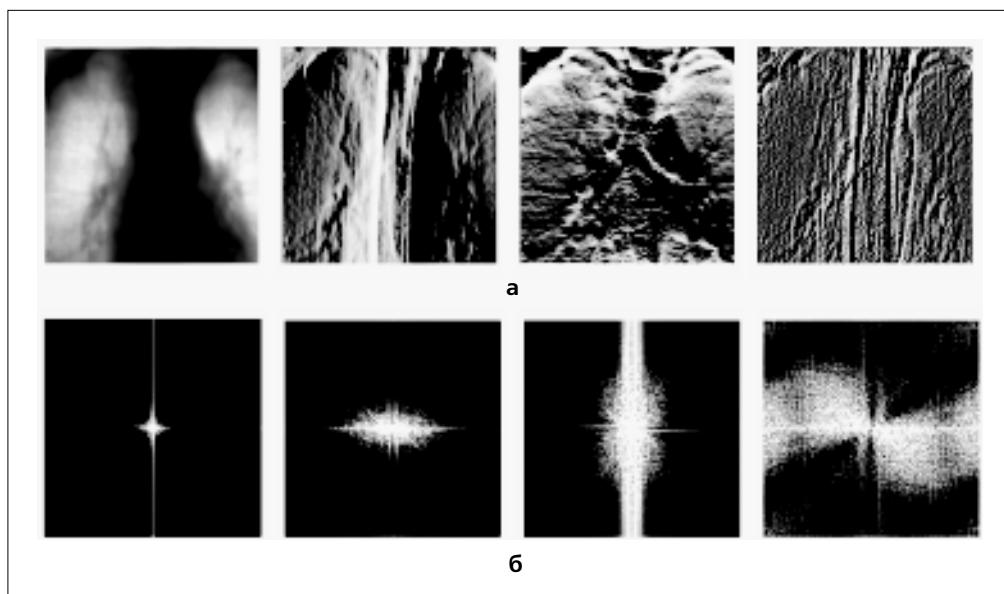


Рис. 3. Первые четыре собственных изображения исходного рентгеновского снимка «а» и соответствующие им энергетические Фурье-спектры «б» (низкочастотная часть спектра находится в центре изображений «б» и увеличивающаяся часть светлой области соответствует увеличению вклада высокочастотных компонент Фурье-спектра автоморфного отображения).

Таб. 1. Спектр нормированных сингулярных чисел ансамбля собственных изображений автоморфного отображения рентгеновского снимка.

k	1	2	3	4	5	6	7	8	9
W	99.9316	0.0563	0.0104	0.0005	0.0004	0.0003	0.0001	0.0001	0.0001

ных изображений равен трем, т.е. собственные изображения с четвертого по девятое отбрасываются. а на нейронную сеть подаются. На рис. 4а показан результат нейросетового синтеза одного композитного изображения на основе только первых трех собственных изображений, визуальный анализ которого позволяет выделить ряд деталей совершенно неразличимых на исходном снимке.

Получение одного результирующего изображения возможно и на основе чисто геометрического подхода (т.е. без использования нейросетового синтеза). Действительно, поскольку все собственные изображения являются ортонормированными, то результирующее изображение можно вычислить на основе выражения

$$U_{rez}(x,y) = \sqrt{U_1^2(x,y) + U_2^2(x,y) + U_3^2(x,y)}, \quad (8)$$

где $U_i(x,y), i = 1, 2, 3$, — ансамбль первых трех собственных изображений (рис. 4б). Из сопоставления результатов нейросетового (рис. 4а) и геометрического методов синтеза результирующего изображения (рис. 4б) можно сделать вывод, что эти методы можно рассматривать как дополняющие друг друга, с точки зрения повышения вероятности обнаружения потенциально опасных участков.

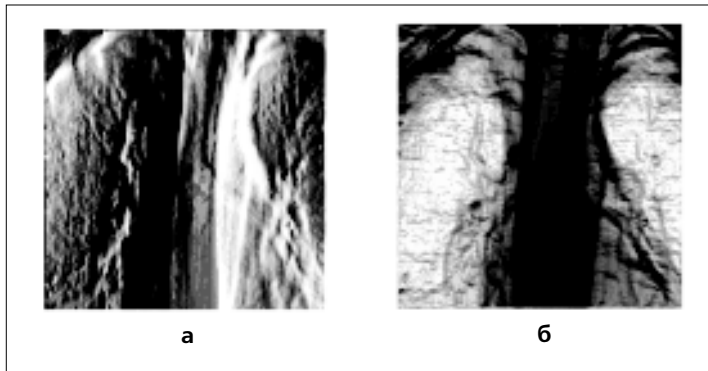


Рис.4. Результат синтеза нового изображения на основе использования первых трех собственных изображений автоморфного отображения исходного рентгеновского снимка: а — синтез на основе использования нейронной сети Кохонена; б — синтез на основе геометрического подхода к ансамблю собственных изображений.

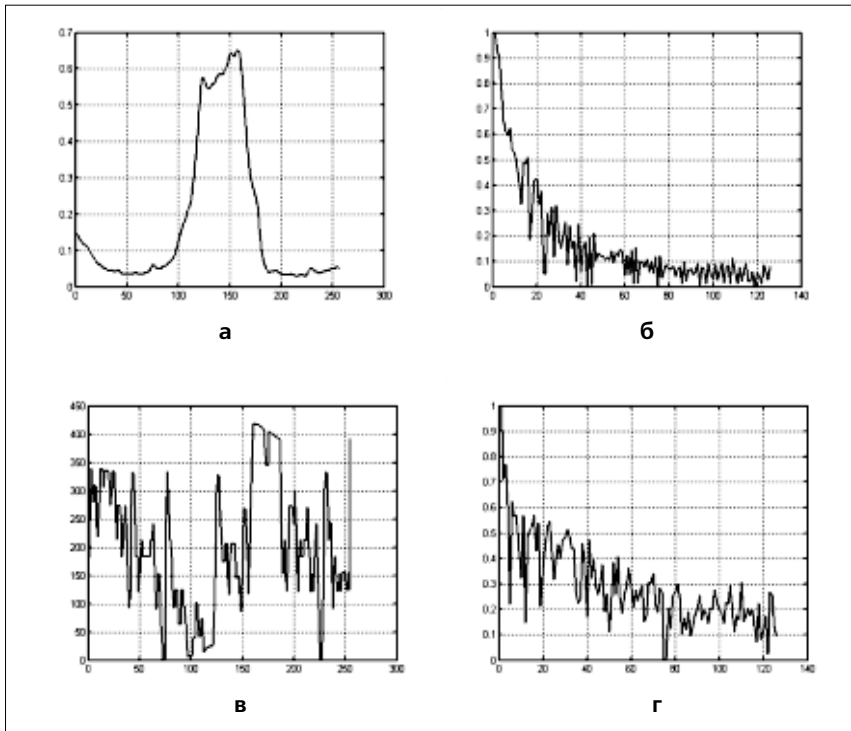


Рис.5. Амплитудные срезы 85 строки исходного изображения «а» и синтезированного нейронной сетью Кохонена изображения «в» и их соответствующие нормированные энергетические Фурье-спектры «б» и «г».

Обсуждение

Метод был протестирован на различных типах радиологических изображений. Тем не менее, в целях сокращения объема статьи, в данном разделе его информационные возможности демонстрируются только на одном примере. Здесь необходимо отметить, что приме-

нение метода автоморфного отображения для анализа снимков рентгеновской компьютерной томографии и ЯМР томографии не дало положительных результатов. Причина этого заключается в том факте, что задачи томографического синтеза сами по себе относятся к классу некорректных [14], а это означает, что к ним применяется опять таки некорректная математическая операция, но уже второго порядка.

Отдельным вопросом является оценка степени увеличения пространственной разрешающей способности синтезированного изображения. На качественном уровне это можно сделать путем сравнения ширины нормированных энергетических Фурье-спектров амплитудных срезов изображений по уровню 0.5.

На рис. 5а,в показаны амплитудные срезы 85 строки исходной рентгенограммы (рис. 2а) и композитного изображения, соответствующего рис. 4а, а на рис. 5б,г срезы их нормированных энергетических Фурье-спектров. Сравнительный анализ графиков показывает, что ширина спектра по уровню 0.5 увеличилась для композитного изображения примерно в два раза что, в соответствии с основными свойствами преобразования Фурье [15], свидетельствует о соответствующем увеличении пространственной разрешающей способности визуального анализа.

Выводы

1. Анализ низко контрастных рентгеновских снимков методом автоморфного отображения в базисе собственных изображений позволяет увеличить пространственную разрешающую способность и чувствительность визуального анализа изображений не менее чем в два раза.

2. Метод не требует априорной идентификации о функции рассеяния точки системы формирования изображения и может быть применен для повышения разрешающей способности как пространственно-инвариантных, так и пространственно-неинвариантных систем.

3. Теоретической основой нового метода является тот факт, что переход в многомерный базис собственных изображений, позволяет выделить в исходном изображении две компоненты: информативную и шумовую.

4. Разделение информативных и шумовых составляющих осуществляется на основе анализа спектра сингулярных чисел автоморфного отображения и, по своей сути, сводится к задаче определения ранга зашумленной системы линейных уравнений.

5. На данной стадии исследований, возможна реализация двух различных подходов к синтезу результирующего изображения — нейросетевой и геометрической, причем эти подходы можно рассматривать как дополняющие друг друга.

6. Метод нецелесообразно использовать для анализа томографических изображений.

Литература

1. Aach T., Schiebel U., Spekowius G. Digital image acquisition and processing in medical X-ray imaging. *Journal of Electronic Imaging*. 1999, Vol.8, N.1, pp.7–22.
2. Уэбб С. Математические основы процессов формирования и обработки изображений. В кн. Физика визуализации изображений в медицине. Под ред. С. Уэбба. – М.: Мир, 1991, т.2, с.289–330.
3. Information Technologies in Medicine. Ed. Akay M. and Marsh A. – N.Y.: John Wiley & Sons, Inc., vol. 1 and 2, 2001.
4. Pratt W.K. Digital Image Processing: PIKS Inside, Third Edition. – N.Y.: John Wiley & Sons, Inc., 2001.
5. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение: современный подход. – М.: Вильямс, 2004.
6. Artificial Intelligence Techniques in Breast Cancer Diagnosis and Prognosis. Ed. Jain A. and others. – London: World Scientific Inc., 2000.
7. Василенко Г. И., Тараторин А. М. Восстановление изображений. – М.: Радио и связь, 1986.
8. Трассел Д. Обработка рентгеновских изображений. – М.: ТИИЭР, 1981, т.69, №5, с.145–159.
9. Kim J., Kim L., Kang B. Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalizations with temporal filtering. *IEEE Trans. on Computer Electronics*, 1998, Vol.44, N.1, pp.82–87.
10. Stark J. A. Adaptive contrast enhancement using generalization of histogram equalization. *IEEE Trans. Image Processing*, 2000, Vol.9, N.5, pp.889–906.
11. Sirovich L., Kirby M. Low – dimensional procedure for the characterization of human faces. *Journal of the Optical Society of America A2*, 1987, pp.586–591.
12. Стренг Г. Линейная алгебра и ее применения. – М.: Мир, 1980.
13. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и Статистика, 2002.
14. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. Методы решения некорректных задач. – М.: Наука, 1986.
15. Макс Ж. Методы и техника обработки сигналов при физических измерениях. – М.: Мир, т.1, 1983.

Increasing sensitivity roentgenogram analysis by means of automorphic mapping method in a basis of eigen images

A. M. Akhmetshin
L. G. Akhmetshina
*Dnepropetrovsk National University,
Dnepropetrovsk, Ukraine*

Abstract

A new method increasing sensitivity and space resolving power visual analysis of low contrast radiological medical images is outlined. Unlike from known methods of inverse filtering, the new method does not require apriori knowledge the transfer function of image system forming and it can be applied to space-invariant and to space-noninvariant systems. Experimental results information possibilities of the method are presented. **Key words:** automorphic mapping, sensitivity, resolving power, low contrast, eigen image.

Підвищення чутливості аналізу рентгеновських знімків методом автоморфного відображення в базисі власних зображень

О. М. Ахметшин, Л. Г. Ахметшина
*Дніпропетрівський національний
університет, Україна*

Резюме

Описан принципово новий метод підвищення чутливості і розрішальної здатності візуального аналізу низько-контрастних радіологічних медичних зображень. У відмінності від традиційних методів інверсної фільтрації, новий метод не вимагає апріорного знання апаратної функції системи формування зображення і може бути застосований як до просторово-інваріантних, так і просторово-неінваріантним системам. Представлено експериментальні результати демонструють інформаційні можливості методу.

Ключові слова: автоморфне відображення, чутливість, розрішальна здатність, низький контраст, власне зображення.

Переписка

д. физ./мат. н.
профессор **А. М. Ахметшин**
Днепропетровский национальный
университет
пер.Научный, 13
Днепропетровск, 49050, Украина
эл. почта: akhm@mail.dsu.dp.ua
тел.: +38 (056) 776 90 92