

**М. В. Привалов, Ю. А. Скобцов, А. Г. Кудряшов**  
**СЕГМЕНТАЦИЯ КОМПЬЮТЕРНЫХ ТОМОГРАММ НА ОСНОВЕ**  
**ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ**

**Введение.** С каждым годом усложняющаяся в стране, а в особенности в промышленных регионах, экологическая ситуация привела к росту количества онкологических заболеваний среди населения. Особую важность в онкологии имеет оценка состояния больного, от которой зависит принятие решения об оперативном лечении. И, как показала лечебная практика [1] соотношение объёма метастатических опухолей и объёма первичной опухоли имеет очень важное значение для выполнения оценки исхода операции. Как следствие, от объективности выполнения этой оценки напрямую зависит качество и продолжительность жизни пациента. Выяснить, операбелен пациент или нет можно на основании клинической диагностики, которая проводится с использованием современной медицинской техники. В больницах, а также в диагностических и противоопухолевых центрах одним из важнейших способов такой диагностики является компьютерная томография. При обследовании человека с применением компьютерного томографа выполняется получение серии изображений с помощью одного или нескольких рентгеновских излучателей и массива датчиков. Томография внутренних органов человека завоевала свою популярность благодаря высокой точности, информативности и довольно низкой инвазивности. Большинство современных томографов, имеющих в медицинских учреждениях, оснащены программным обеспечением, позволяющим выполнять элементарные операции по обработке изображений, однако предоставляемых функций не хватает при проведении исследований. Оценка формы и объёма для выбора стратегии лечения опухолей может быть выполнена автоматизировано. Для этого необходимо выделить новообразование и построение его трёхмерную геометрическую модель. Как показывает практика, такая функция отсутствует даже в программном обеспечении современных томографов известных фирм-производителей, таких как Siemens и General Electric, которыми оснащены крупные диагностические и противоопухолевые центры. Данная проблема может быть решена путём реализации недостающей функциональности и её внедрением на рабочих местах врачей, что достаточно актуально на сегодняшний день. Для построения трёхмерной модели первичной опухоли с целью дальнейшей оценки её объёма необходимо иметь геометрические модели всех проекций исследуемого объекта на каждый срез. Поэтому первостепенной задачей, которую необходимо решить, является сегментация срезов с целью выделения на каждом из них исследуемого объекта и определение координат точек его контура.

**Анализ исследований и публикаций по теме.** Задача сегментации изображений является достаточно распространённой, так как распознаванием различных видов изображений занимается много отечественных и зарубежных ученых. Сегментации изображений, полученных методом компьютерной томографии (далее по тексту КТ-изображений), посвящено множество статей, научных работ и книг, а также проведено большое количество исследований. Имеется множество разработок, основанных на градиентных методах с пороговым ограничением, чаще всего встречаются работы, основанные на методе водораздела [2], на использовании деформационных моделей [3], в частности, методе активных контуров.

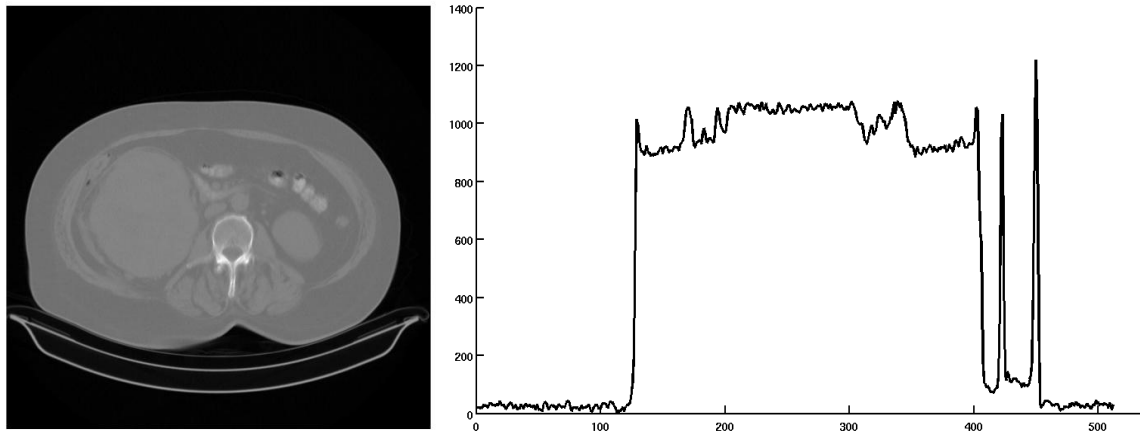
Однако все эти методы учитывают только способность тканей поглощать рентгеновское излучение, так как они основаны на анализе яркости точек изображения. При этом они очень чувствительны к контрасту и не учитывают отличия в структуре тканей, которые могут быть полезны для отделения на изображении опухоли от здоровых тканей органа при частичном замещении или от других органов.

**Постановка задачи.** Отличия в структуре тканей приводят к изменению текстуры на их изображении, поэтому для выполнения сегментации изображения с учетом структуры тканей необходимо использовать признаки, позволяющие выявлять области на изображении с однородной текстурой. Это наиболее актуально для КТ-изображений, сделанных без введения контрастного вещества. Рассмотрим изображение среза брюшной полости (рис. 1а), полученное методом компьютерной томографии (далее по тексту КТ-изображение) с помощью аппарата Siemens Emotion Duo в формате DICOM. Изображение позволяет увидеть, что левая почка практически полностью замещена новообразованием. При этом визуально очень сложно отличить опухоль от здоровой почки, так как степень поглощения рентгеновского излучения примерно одинакова. Все отличия в данном случае, а также во многих других содержатся в структуре тканей. Трудность

Большинство методов расчёта признаков основывается на статистическом подходе [4], [5] либо на анализе изображения в частотной области [6], [7]. При этом все они довольно чувствительны к размеру используемого окна и к тому же недостаточно хорошо отражают локальные особенности текстуры изображения. Как показано в [7] вейвлет-анализ позволяет хорошо учитывать локальные особенности изображения, поэтому предлагается выполнить сегментацию КТ-изображений с его помощью. Для этого требуется:

- выбрать тип преобразования;

- определить параметры преобразования, такие как тип базисной функции, размер апертуры и требуемое количество уровней разложения;
- определить множество признаков текстуры для дальнейшего выполнения классификации;
- оценить эффективность сегментации.



а)

б)

Рис. 1 — КТ-изображение среза брюшной полости пациента, имеющего раковое поражение левой почки (а) и одна вертикальная скан-линия изображения с  $x=128$  пикселей, проходящая через неё (б).

**Метод решения задачи.** Существует несколько видов вейвлет-преобразования: непрерывное, дискретное, диадное (dyadic) и пакетное преобразование. Каждый вид преобразования имеет ряд особенностей, определяющих его область применения. Диадное вейвлет-преобразование, впервые предложенное Маллатом [8], является более быстрым вариантом дискретного преобразования и может быть применено для анализа изображений. Рассмотрим более подробно, каким образом это может быть применено для выделения контуров объектов на изображении.

Как показано в [9], любая функция  $s(t)$  может быть представлена в виде ряда

$$s(t) = \sum_{m,k=-\infty}^{\infty} S_{mk} \psi_{mk}(t), \quad (1)$$

где проекции сигнала на ортогональный базис функций разложения вычисляются как скалярное произведение

$$S_{mk} = \langle s(t), \psi_{mk}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_{mk}(t) dt. \quad (2)$$

Обозначая  $a$  и  $b$  коэффициенты масштаба и сдвига, для  $\psi_{ab}(t) = |a|^{-1/2} \psi[(t-b)/a]$  имеем:

$$c(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_{ab}(t) dt. \quad (3)$$

Формула (3) представляет непрерывное вейвлет-преобразование, а  $\psi(t)$  – его базис. В случае дискретного сигнала формула (3) имеет вид

$$c_{mk} = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_{mk}(t) dt, \quad (4)$$

где  $\psi_{mk}(t) = |a_0|^{m/2} \psi(a_0^m t - k)$ ,  $m$  – параметр масштаба,  $k$  – параметр сдвига. В случае, когда  $a_0$  выбирается равным 2, получаем диадное вейвлет-преобразование [Mallat].

Как показано в работе [7] именно алгоритм вычисления диадного вейвлет-преобразования, предложенный Маллатом может применяться для поиска границ объектов на изображении. Такой подход обоснован следующими соображениями:

- диадное вейвлет-преобразование позволяет выделить достаточно информации из области высоких частот, и при этом не обладает избыточностью непрерывного преобразования;
- вейвлет-преобразование позволяет выполнять поиск границ с использованием многомасштабного представления дискретного сигнала.

Для поиска границы предлагается использовать вейвлет Маллата и сглаживание результата с помощью гауссиана для борьбы с мелкомасштабным шумом. Базисные функции вейвлет-преобразования имеют вид, показанный в формуле (4).

$$\begin{aligned}\psi^1(x, y) &= -\frac{x}{2\pi\sigma^4} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}; \\ \psi^2(x, y) &= -\frac{y}{2\pi\sigma^4} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}.\end{aligned}\quad (5)$$

Для поиска границы предлагается использовать отдельное преобразование строк и столбцов изображения в нескольких масштабах. Их количество  $l$  определяется как  $l = \lceil \log_2(N) \rceil$ , где  $N$  – размер обрабатываемого изображения. На каждом шаге алгоритма вейвлет-преобразование применяется отдельно к строкам и столбцам изображения, по аналогии с вычислением градиента в вертикальном и горизонтальном направлении. В результате получим два отфильтрованных изображения  $W_s^1 f(x, y)$  и  $W_s^2 f(x, y)$ , по которым можно рассчитать пространство модулей преобразования

$$M_s f(x, y) = \sqrt{|W_s^1 f(x, y)|^2 + |W_s^2 f(x, y)|^2} \quad (6)$$

и пространство фаз

$$\Theta_s f(x, y) = \arctg \frac{W_s^2 f(x, y)}{W_s^1 f(x, y)}. \quad (7)$$

Согласно [7], точку предлагается считать принадлежащей границе объекта, если соответствующее ей значение из пространства модулей (6) больше двух других значений в направлении градиента, которое можно определить исходя из рассчитанного пространства фаз (7). В данной работе предлагается комбинировать поиск максимума модуля на требуемом уровне декомпозиции с отсечением лишних границ по порогу, определяемому как

$$Tresh = \sqrt{\frac{1}{M^2} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M M_s f(x, y)}, \quad (8)$$

где  $M$  – размер пространства модулей по горизонтали и вертикали. При этом предлагается для определения порога включить только окрестность изображения, в которую попадает объект, чтобы не учитывать при расчете контур, полученный за счет отражения рентгеновского излучения от стола. Это не составляет особого труда, в особенности при обработке изображений, полученных от одного и того же аппарата, так как положение стола будет практически фиксированным.

Результат обработки показан ниже (рис. 2а). Для сравнения показаны результаты обработки с использованием детектора границ Кэнни и детектора Превитта с порогом 0.004 (рис. 2б и рис. 2в).

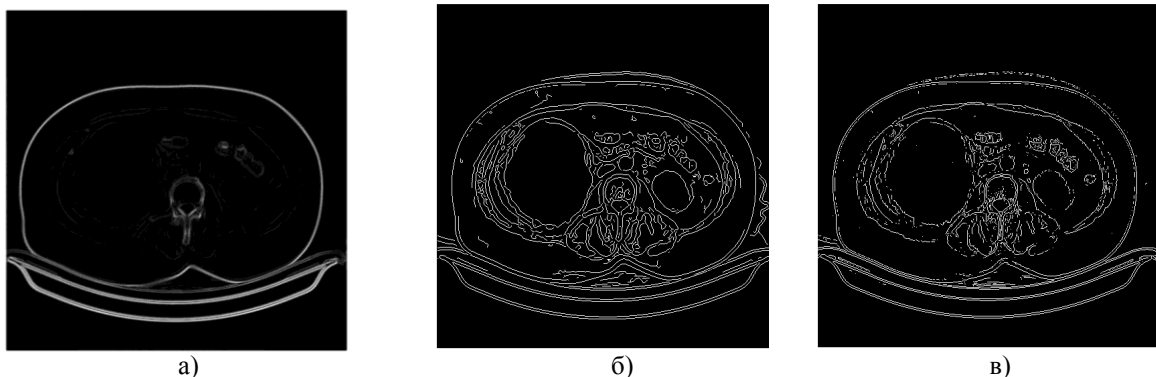


Рис. 2 – Результат подчёркивания контуров с помощью максимума модуля вейвлет-преобразования (а), детектора Кэнни (б) и детектора Превитта с порогом 0.004 (в).

Результирующий контур может быть уточнён с помощью деформационных методов, например, метода активных контуров, однако явным недостатком метода является то, что он выявляет не все перепады, а только имеющие высокую амплитуду. В результате граница двух достаточно близких по яркости областей будет потеряна. Для преодоления такого недостатка достаточно обрабатывать не всё изображение, а

только область интереса, которую укажет врач. В этом случае предлагаемый способ определения контуров гораздо более эффективен, чем известные градиентные методы, так как ложных контуров будет гораздо меньше. Однако он все же не дает хороших результатов в случаях, когда опухоль частично замещает или вытесняет здоровые ткани, которые незначительно отличаются по плотности, но имеют другую структуру. Поэтому для сегментации необходимо задействовать признаки текстуры.

Для вычисления признаков предлагается использовать два первых уровня вейвлет-разложения исходного изображения. Такое количество выбрано, так как в работе [10] показано, что дальнейшее увеличение количества уровней разложения нецелесообразно в виду незначительного вклада энергий высокочастотных составляющих в признаки текстуры. Таким образом, схема выполнения преобразования исходного изображения будет иметь вид, показанный на рис. 3.

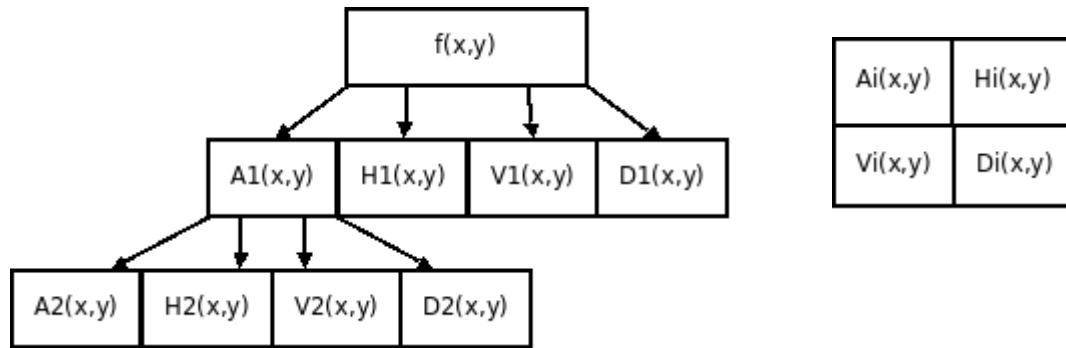


Рис. 3 – Схема выполнения вейвлет-преобразования исходного изображения для расчета признаков текстуры.

На рисунке  $A_i$  – низкочастотное пространство разложения,  $H_i$ ,  $V_i$ ,  $D_i$  – соответственно, горизонтальное, вертикальное и диагональное пространство деталей.

В качестве признаков предлагается использовать статистики, основанные на энергиях (9), полученных в результате двумерного дискретного преобразования пространств

$$S_i^k = \frac{1}{M^2} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M |W_i^k f(x,y)|, \quad (9)$$

где  $W_i^k f(x,y)$  - k-е пространство, полученное на i-м уровне разложения. Индекс k определяет, какое из пространств A, H, V или D будет использовано в расчётах.

1) Отношение энергии низкочастотного пространства  $W_2^1 f$  к сумме энергий высокочастотных пространств  $W_1^2 f$ ,  $W_1^3 f$ ,  $W_1^4 f$ ,  $W_2^2 f$ ,  $W_2^3 f$  и  $W_2^4 f$ :

$$F_1 = \frac{S_2^1}{S_1^2 + S_1^3 + S_1^4 + S_2^2 + S_2^3 + S_2^4}. \quad (10)$$

2) Оценка математического ожидания диагональных высокочастотных пространств  $W_1^4 f$  и  $W_2^4 f$

$$F_2 = \frac{1}{M^2} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M W_1^4 f(x,y), \quad F_3 = \frac{1}{M^2} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M W_2^4 f(x,y). \quad (11)$$

3) Оценка дисперсии диагональных высокочастотных пространств  $W_1^4 f$  и  $W_2^4 f$

$$F_4 = \frac{1}{M^2} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M (W_1^4 f(x,y) - F_2)^2, \quad F_5 = \frac{1}{M^2} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M (W_2^4 f(x,y) - F_3)^2. \quad (12)$$

4) Оценка Энтропии Шеннона горизонтального и вертикального высокочастотных пространств разложения первого уровня. Так как все вычисления после преобразования исходного изображения производились с вещественными числами, то вместо энтропии использовалась её оценка, вычисляемая по формуле (13)

$$F_6 = -\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M W_1^2 f(x,y)^2 \log(W_1^2 f(x,y)^2), \quad F_7 = -\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M W_1^3 f(x,y)^2 \log(W_1^3 f(x,y)^2). \quad (13)$$

5) Оценка математического ожидания низкочастотного пространства первого уровня разложения,  $W_1^1 f$

$$F_8 = \frac{1}{M^2} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M W_1^1 f(x, y). \quad (14)$$

Признак  $F_8$  фактически несёт в себе информацию о плотности тканей, так как отражает среднюю яркость пикселей КТ-изображения в области. С точки зрения врача-диагноста этот признак несёт в себе наибольшее количество информации, так как плотность органов колеблется в очень небольших пределах, а выделение границ проекции метастатических опухолей вообще может быть проведено на основании яркости.

**Экспериментальные исследования и анализ результатов.** Сегментация КТ-изображений с использованием предложенных признаков производилась следующим образом. Отобраны три серии изображений, 131, 42 и 132 снимка, полученные из урологического отделения Донецкого областного противоопухолевого центра и из Института неотложной и восстановительной хирургии АМН Украины им. В.К. Гусака. Исходная информация хранится в формате DICOM, при этом изображения имеют 2054 градации яркости. Для каждого изображения вычислялось дискретное двумерное вейвлет-преобразование с использованием очень часто применяемого материнского вейвлета Добеши  $D^4$  и апертуры размером  $32 \times 32$  пикселя. Произведен расчёт признаков по формулам (9)-(14) для области изображения, которую врач-эксперт выделил как принадлежащую изображению проекции опухоли, заместившей почку пациента. Таким образом, для каждой точки этой области получено множество значений признаков  $\{F_1, F_2, \dots, F_8\}$ . Для оценки эффективности предлагаемого подхода проводилась бинаризация исходного изображения с применением простого классификатора Евклидовых расстояний. Пиксели изображения, принадлежащие интересующему нас объекту, индексировались белым цветом, пиксели фона – чёрным цветом. Отнесение производилось на основании порогового ограничения расстояния пикселя в пространстве признаков от центроида кластера, полученного путём обработки только области, отмеченной врачом. В качестве порога использовано среднее расстояние от пикселей эталонной области до центроида с допуском в два среднеквадратичных отклонения, который был выяснен экспериментально.

Анализ результатов эксперимента показал, что сегментация с использованием полного набора признаков и простого классификатора все ещё не даёт желаемого результата, хотя и обеспечивает выделение искомого объекта. Однако, как видно из рис. 4а, на бинаризованном изображении проиндексированы объекты, которые не относятся к опухоли. На основании того, что физика процесса исследования основана на использовании рентгеновского излучения, была проведена бинаризация изображения по аналогичному алгоритму, но с использованием только признака  $F_8$ , являющегося оценкой среднего значения яркости точек, попавших в апертуру. Результат бинаризации, приведенный на рис. 4б, отличается от рис. 4а, при этом видно, что объект также выделен, но при этом захвачена область, имеющая сходную плотность. Так как эта область имеет другую текстуру, то она не проиндексирована при использовании полного набора признаков. Становится очевидным факт, что результаты сегментации взаимно дополняют друг друга, в связи с этим можно получить уточнённый результат, выполняя логическую операцию «И» над бинарными изображениями, соответствующими обоим вариантам сегментации. В результате получено изображение, показанное на рис. 4в.

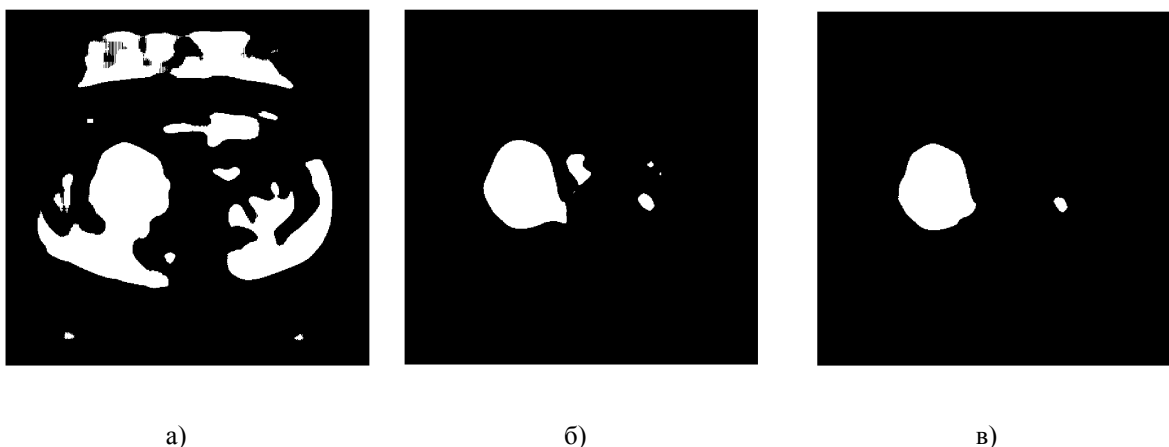


Рис. 4 – Результат сегментации с использованием классификатора Евклидовых расстояний и полного набора признаков (а), только математического ожидания НЧ-пространства второго уровня разложения (б); уточнённый результат (в).

Как видно из рис. 4в, найдена опухоль, а также проиндексирована часть здоровой почки. При этом отсутствуют ложные контуры соседних объектов, практически нет их слияния с искомой проекцией новообразования. С учётом этого можно объяснить неудовлетворительные результаты классификации с полным набором признаков (рис. 4а) применением простого и далеко не оптимального классификатора, а также тем, что авторами данной работы не проводилась ортогонализация пространства признаков перед выполнением классификации. Однако полученный в результате уточнения контур объекта позволяет предположить, что предлагаемый способ сегментации срезов пригоден для дальнейшего построения трёхмерной модели первичной опухоли и оценки её объёма.

**Выводы.** Предложен способ сегментации КТ-изображений, основанный на классификации точек среза с использованием признаков текстуры, рассчитанных по результатам двух уровней вейвлет-разложения фрагмента изображения в окрестности точки. Предложен и экспериментально исследован набор признаков текстуры для классификации пикселя. Показано, что предлагаемый набор является избыточным, при этом наибольшее количество информации, необходимой для выделения изображения проекции органа или образования несёт в себе признак  $F_8$  (14). Приведен способ сегментации с уточнением результата с использованием этого признака. На основании экспериментально полученных данных выяснено, что уточнённый результат является удовлетворительным и может использоваться для построения 3D-моделей первичных опухолей и дальнейшей оценки их объёма.

Направлением дальнейших исследований является ортогонализация пространства признаков текстуры с целью упрощения алгоритма сегментации без ухудшения результата; выбор классификатора, позволяющего более эффективно выполнять сегментацию срезов. Планируется проверка способа сегментации с использованием других базисных функций вейвлет-преобразования.

#### ЛИТЕРАТУРА:

1. Бондарь Г. В., Кудряшов А. Г., Борота А. В., Анищенко А. А., Осипенков Р. А. Расширение показаний к оперативному лечению больных раком почки // 5 съезд онкологов и радиологов СНГ. Материалы съезда. 14-16 мая 2008г. Ташкент. – С. 358.
2. Pil Un Kim, Yun jung Lee, Youngjin Jung, Jin Ho Cho, Myoung Nam Kim, Liver extraction in the abdominal CT image by watershed segmentation algorithm // World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2006: IFMBE Proc. – 2007. – Vol. 14. – pp. 2563-2566.
3. M.S. Atkins and B. Mackiewicz. Automatic Segmentation of the Brain in MRI. Conference on Visualisation in Biomedical Computing 96, Springer-Verlag Lecture Notes in Computer Science, 1131:210-216, Sept. 1996.
4. Haralick R.M., Shanmugan K., Dinstein I.H. Texture features for image classification // IEEE Trans. Syst., Man, Cyber. – 1973. – Vol. SMC-3. – P. 610.
5. Atam P.D., Yateen C., Kaiser-Bonasso C. Analysis of Mammographic Microcalcifications Using Grey-Level Image Structure Features // IEEE Trans. on Medical Imaging. – 1996. – Vol. 15, № 3. – P. 2.
6. Chang T., Jay Kuo C.-C. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform. // UCS-SIPI Report #198. – 1992. – 75.
7. Jun Li A Wavelet Approach to Edge Detection // Thesis of the degree of Master of Science in the subject of Mathematics. - Sam Houston State University, Huntsville, Texas – 2003. – 80 p.
8. S. Mallat, S. Zhong, 1992, “Characterization of signals from multiscale edges,” IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.14, no.7, P. 710-732.
9. Давыдов А. В. Вейвлетные преобразования сигналов. Курс лекций. Электронный источник. URL: <http://prodav.narod.ru/wavelet/>
10. S. Mallat, A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation, IEEE Trans. on PAMI. – 1989. – Vol. 11, No. 7. – P. 674-693.