

3. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J., Learning Internal Representations by Error Propagation. In: Parallel Distributed Processing, vol. 1, pp. 318—362. Cambridge, MA, MIT Press. 1986.
4. Барцев С. И., Охонин В. А. Адаптивные сети обработки информации. Красноярск : Ин-т физики СО АН СССР, 1986. Препринт N 59Б. — 20 с.
5. Wasserman P. D. Experiments in translating Chinese characters using backpropagation. Proceedings of the Thirty-Third IEEE Computer Society International Conference.. — Washington: D. C.: Computer Society Press of the IEEE, 1988.
6. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей.. — Москва: СП ПараГраф, 1990.

E.В.Лук'янчук, М. В. Полякова

Интеллектуальная система обработки изображений на ангиограммах с использованием вейвлет-анализа

Для диагностики поражений сосудов в кардиологии активно применяется ангиографическое исследование коронарных сосудов, направленное на верификацию диагноза ишемической болезни сердца, уточнение локализации поражения сосудистого русла, на основе чего врачом определяется тактика лечения. Одной из базовых процедур ангиографического исследования является сегментация дерева сосуда на ангиограммах, которая проводится по признаку равной интенсивности. Цель сегментации — сокращение объема обрабатываемой информации и обеспечение инвариантности к преобразованиям интенсивности изображений. Данная проблема является актуальной. Ею занимались многие авторы, такие как Guo D., Richardson P., Wang Y., Toumoulin C., Shu H., Zhou Z., Coatrieux J.-L., Ильясова Н.Ю., Казанский Н.Л., Корепанов А.О., Куприянов А.В. и многие др.

Проведенный анализ существующих методов сегментации изображений сосудов на ангиограммах показал, что основным недостатком этих методов является высокое время обработки или, как альтернатива, высокий уровень аппаратных затрат. Однако необходимость принятия решения о хирургическом вмешательстве накладывает временные ограничения на метод сегментации ангиографических изображений. Поэтому для сокращения вычислительных затрат в методах сегментации ангиограмм используют многомасштабную обработку изображений [1]. Сокращение времени обработки ангиограмм за счет применения обобщенных вейвлет-функций с компактным носителем для локализации дерева сосудов было достигнуто в работе [2].

Целью работы является исследование помехоустойчивости метода с применением обобщенных вейвлет-функций с компактным носителем при сегментации ангиограмм коронарных сосудов.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

— анализ метода с применением обобщенных вейвлет-функций для сегментации изображений сосудов на ангиограммах;

- выбор показателей помехоустойчивости этого метода;
- оценивание выбранных показателей на изображениях ангиограмм коронарных сосудов и анализ результатов.

При разработке метода работы [2] предлагалось применять обобщенные вейвлет-функции с компактным носителем $\psi(x)$. Для построения этой функции применяется каскадный алгоритм, реализация которого для построения $\psi(x)$ осуществляется следующим образом [3].

1. Инициализируется начальное приближение $\psi_0(x)$ в виде импульса

$$\psi_0(n) = \begin{cases} 1, & n = 0, \\ 0, & n \neq 0, n \in Z. \end{cases}$$

2. Выполняется высокочастотная фильтрация дискретной последовательности $\psi_0(n)$ фильтром с коэффициентами $\{(-1)^n c_{1-n}, n = 1 - N, \dots, 1\}$.

3. Далее запускаются итерации каскадного алгоритма, осуществляющие интерполяцию последовательности $\psi_{j-1}(n)$, полученной на предыдущем шаге алгоритма, путем увеличения частоты дискретизации в 2 раза, а именно:

- a) проводится добавления нулей в последовательность $\psi_{j-1}(n)$ с помощью формулы

$$\psi_j(n) = \begin{cases} \psi_{j-1}(n/M), & n = 0, \pm M, \pm 2M, \dots, \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

где $M = 2$;

- б) результат добавления нулей подвергается низкочастотной фильтрации с фильтром $\{c_n, n = 0, \dots, N\}$.

После применения каскадного алгоритма для вычисления значений обобщенной вейвлет-функции $\psi(x)$ с компактным носителем получаем дискретные последовательности $\{\psi_n^j\}_{n=0}^{N_j}$, $j = 1, 2, \dots$, где N_j — количество коэффициентов j -й последовательности, j — количество итераций каскадного алгоритма, другими словами мы получили коэффициенты фильтров для обработки изображений.

В методе работы [2] фильтр $\{\psi_n^j\}_{n=0}^{N_j}$ использовался для нахождения частных производных изображения $I_{xx}(x, y), I_{xy}(x, y), I_{yx}(x, y), I_{yy}(x, y)$. Далее согласно [1] для каждого пикселя изображения вычислялась матрица Гессе $H(x, y)$ по формуле

$$H(x, y) = \begin{pmatrix} I_{xx}(x, y) & I_{xy}(x, y) \\ I_{yx}(x, y) & I_{yy}(x, y) \end{pmatrix}$$

и определялись собственные значения этой матрицы $\lambda_h(x, y)$ и $\lambda_l(x, y)$, где $|\lambda_h(x, y)| \geq |\lambda_l(x, y)|$.

Далее вычисляются две характеристики: $S(x, y)$ и $R_b(x, y)$. $R_b(x, y)$ показывает, насколько форма объекта на изображении близка к пятну, $R_b(x, y) = \frac{|\lambda_l(x, y)|}{|\lambda_h(x, y)|}$. Функция $S(x, y)$ характеризует помехоустойчивость представления изображения сосудов с помощью собственных значений матрицы Гессе и вычисляется как норма Фробениуса этой матрицы:

$$S(x, y) = \|H(x, y)\|_F = \sqrt{|\lambda_l(x, y)| + |\lambda_h(x, y)|}.$$

На основе функций $S(x, y)$ и $R_b(x, y)$ определяется функция $g_{c,\beta}(x, y)$, локализующая сосуды на ангиограмме:

$$g_{c,\beta}(x, y) = \begin{cases} e^{-R_b^2(x, y)/2\beta^2} (1 - e^{-S^2(x, y)/2c^2}), & \text{если } |\lambda_h(x, y)| > 0, \\ 0, & \text{в противном случае;} \end{cases}$$

где c, β — параметры.

Далее пороговая обработка с гистерезисом применяется к функции $g_{c,\beta}(x, y)$, т. е. в качестве $V(x, y)$ выбирается $g_{c,\beta}(x, y)$: $V(x, y) = g_{c,\beta}(x, y)$.

В ходе пороговой обработки с гистерезисом изображение $V(x, y)$ преобразовалось в бинарное изображение $B(x, y)$. На результирующем бинарном изображении $B(x, y)$ дерево сосуда формировалось следующим образом: белым цветом закрашивались пиксели из массива сильных контуров и 8-связные с ними пиксели из массива слабых контуров. К изображению $B(x, y)$ применялась фильтрация слитных групп [4]. Далее выполнялась скелетизация бинарного изображения, заключающаяся в многократном применении морфологической операции утончения объекта. После скелетизации бинарного изображения проводилось морфологическое восстановление связности сосудов, которое заключалось в выборе на скелете изображения пар соединяемых точек разрыва [5].

Формирование исследуемых в данной работе ангиограмм проводилось с помощью двухпроекционной ангиографической системы SimensBicor по схеме, приведенной в [6]. Результаты выделения дерева сосудов на ангиограммах левой коронарной артерии в норме показаны на рис. 1. В качестве $\{c_n\}_{n=0}^N$ при построении обобщенной вейвлет-функции с компактным носителем выбрана масштабированная путем деления на сумму модулей компонент последовательность

$$\left\{ -\frac{1}{2^{3+\alpha}}, -\frac{1}{2^{2+\alpha}}, -\frac{1}{2^{1+\alpha}}, -1, 1, \frac{1}{2}, \frac{1}{2^{2+\alpha}}, \frac{1}{2^{3+\alpha}} \right\},$$

где $\alpha = 0,7$; количество итераций $j = 3$.

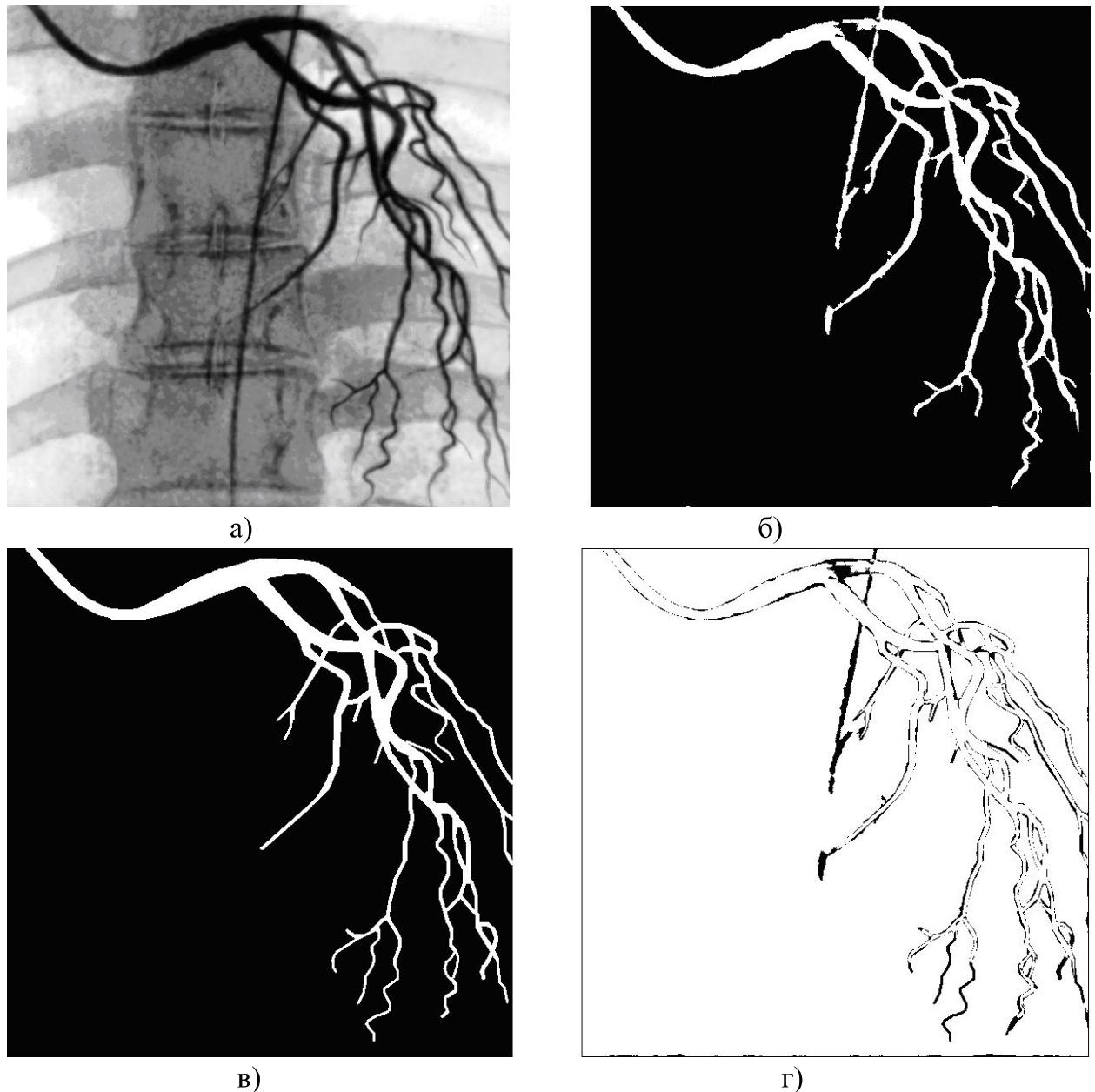


Рис. 1—Ангиограмма левой коронарной артерии в норме (прямая проекция) (а); дерево сосудов, полученное с использованием обобщенной вейвлет-функции с компактным носителем (б); дерево сосудов, выделенное кардиологом (в); отличия на изображениях с рис. 1, б и 1, в (г).

В результате экспериментов было показано, что применение обобщенной вейвлет-функции с компактным носителем в качестве анализирующего вейвлета для выполнения подчеркивающего преобразования при выделении сосудов на

ангиограммах предпочтительнее производной гауссиана. Оценены характеристики выделения дерева сосудов на ангиограммах до и после вычисления скелетона, которые изменились следующим образом: вероятность ошибки 1-го рода сократилась на 21,5%, а вероятность ошибки 2-го рода возросла на 14%.

Литература:

1. Frangi A.F., Niessen W.J., Vincken K.L., Viergever M.A. Multiscale vessel enhancement filtering // Lecture Notes in Computer Science. — 1998. — Vol. 1496. — Р. 130 — 138.
2. Полякова М.В. Сегментация изображений сосудов на ангиограммах в пространстве коэффициентов преобразования с обобщенными вейвлет-функциями // Компьютинг. — Тернополь: «Економічна думка», 2011. — В печати 10 с.
3. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. — Москва-Ижевск: Изд-во РХД, 2001. — 464 с.
4. Давыдов В.О. Автоматизация технологического процесса регистрации номеров при управлении транспортными потоками: Спец. 05.13.07 – «Автоматизация технологических процессов»: Дис. на соискание науч. ст. к.т.н. /Науч. рук. М.В.Максимов. – Одесса: ОНПУ, 2004. – 155 с.
5. Ильясова Н.Ю., Ковалев А.А., Куприянов А.В., Храмов А.Г. Восстановление связности линий на бинарных изображениях древовидных структур // Компьютерная оптика. — 2002. — № 23. — С. 58 — 61.
6. Полякова М.В., Крылов В.Н., Гуляева Н.А., Прущак Т.В. Автоматизированная система анализа и распознавания вентрикулограмм на базе репагулярного вейвлет-преобразования // Компьютинг. — 2010. — Т. 9, № 4. — С. 51 — 57.

Самойлюк Е.В., Полякова М.В.

Метод активных контуров сегментации изображений с использованием свертки векторных полей

В настоящее время в медицинских учреждениях Украины нашли широкое применение компьютеризированные диагностические системы, использующие для выявления патологий ультразвуковые снимки. Ультразвуковое исследование (УЗИ) сердца (эхокардиография) и сосудов позволяет получить изображение сердца, его четырех камер, клапанов, все это видно в движении в реальном масштабе времени. УЗИ сердца и сосудов в медицинской практике применяется для диагностики ишемической болезни сердца — стенокардии, инфаркта миокарда, состояний после перенесенного инфаркта миокарда; болезней мышечной и наружной оболочек сердца (кардиомиопатии, перикардиты). Однако в большинстве этих диагностических