

## МЕТОД ВЫДЕЛЕНИЯ ЦЕНТРАЛЬНЫХ ЛИНИЙ КРОВЕНОСНЫХ СОСУДОВ НА ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

*Н.Ю.Ильясова, А.О. Корепанов, П.М. Чикулаев*

*Институт систем обработки изображений РАН*

*Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королёва*

### *Аннотация*

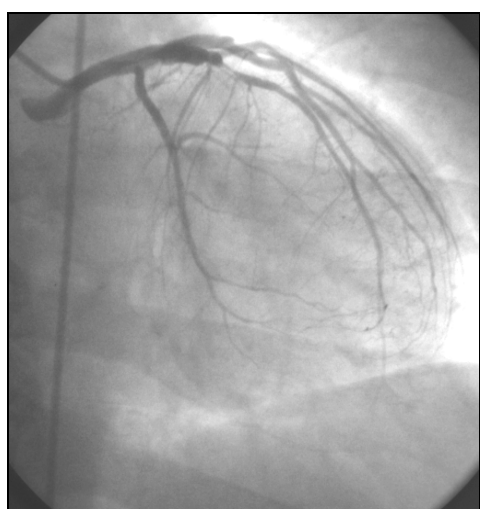
В работе приводится метод решения задачи выделения центральных линий кровеносных сосудов на биомедицинских диагностических изображениях, основанный на использовании методов глобальной оптимизации с использованием алгоритма поиска кратчайшего пути по графу Дijkstra. Оптимизируемый функционал формируется на основе нечеткого поля направлений, построенному по исходному изображению.

### *Введение*

Задача выделения центральных линий древовидных объектов возникает во многих практических приложениях обработки изображений. Примерами могут служить задачи анализа медицинских изображений кровеносной системы [1, 2, 3], задачи анализа изображений интерферометрических полос, задача анализа результатов каротажных измерений и т.п. [4, 5, 6]. В данной работе основное внимание уделяется решению задачи выделения центральных линий кровеносных сосудов на биомедицинских изображениях (рис.1).



а)



б)

Рис. 1. Примеры диагностических изображений кровеносных сосудов: а) изображение глазного дна; б) изображение ангиографической проекции коронарных сосудов

Подробный обзор существующих методов выделения центральных линий древовидных объектов на диагностических изображениях приведен в работе [7]. Основными недостатками существующих методов являются их слабая адаптивность к различным классам диагностических изображений, низкая степень автоматизации, что во многом обусловлено следующими причинами. Как правило, решается задача локальной оптимизации некоторого выбранного функционала, что зачастую не позволяет получить требуемый (визуально ожидаемый) результат даже в случае адекватного выбора оптимизируемого функционала. При этом также усложняется задача выбора функционала, соответствующего физической природе решаемой задачи.

В данной работе приводится метод решения задачи выделения центральных линий кровеносных сосудов на диагностических изображениях, основанный на использовании глобальной оптимизации, что обеспечивает при соответствующем выборе оптимизируемого функционала повышение качества построения центральных линий.

Вследствие сложности структуры кровеносных сосудов (зачастую даже человеку сложно определить центральную линию того или иного сосуда на изображении) мы вынуждены отказаться от полностью автоматического распознавания центральных линий. Будем считать, что при восстановлении центральной линии сосуда на диагностическом изображении имеется упорядоченный набор опорных точек, заведомо принадлежащих исследуемой центральной линии.

Несмотря на ориентированность данной работы на биомедицинские изображения метод может быть успешно применен в ряде смежных областей анализа сетчатых и древовидных структур.

### *1. Общая характеристика метода*

Метод заключается в представлении изображений в виде взвешенного графа, с весами ребер, определяемыми по исходному изображению с использованием нечеткого поля направлений [5]. Далее, для пары опорных точек производится поиск кратчайшего пути по графу из начальной вершины в конечную, соответствующих начальной и конечной опорным точкам на изображении. Для оптимизации

пути используется алгоритм Дijkstra [8], который обладает минимальной вычислительной сложностью в классе рассматриваемых алгоритмов.

Пусть в некоторой области  $R \subset \mathbb{Z}^2$  определено изображение  $I(m, n)$ ,  $m, n = \overline{1, N}$ . Рассмотрим обыкновенный граф  $G = (V, S)$ , где  $V = \{v_{m,n}, m, n = \overline{1, N}\}$  - множество вершин дерева,  $S = \{s(v_{m,n}, v_{k,l})\}$  - множество ребер дерева, которые определяются следующим образом. Каждой точке  $(m, n)$  из области определения изображения  $R$  поставим в соответствие единственную вершину графа  $v_{m,n}$ . Порядок каждой вершины графа равен 16, при этом для вершины  $v_{m,n}$  смежными будут вершины  $v_{m+k, n+l}$ ,  $k, l = \overline{-2, 2}$ ,  $|k| = 2\sqrt{|l|} = 2$  (рис. 2).

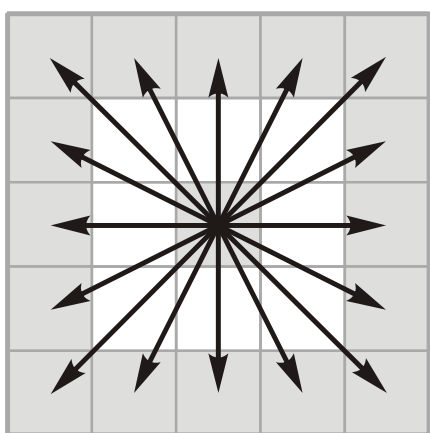


Рис. 2. Смежные вершины графа

Весы ребер графа  $w(v_{m,n}, v_{k,l})$  определяются по нечеткому полю направлений, построенному по исходному изображению. При этом вершины  $v_{m,n}$  и  $v_{k,l}$  инцидентные рассматриваемому ребру  $s(v_{m,n}, v_{k,l})$  определяют на плоскости отрезок (направление), характеристическая функция принадлежности которого нечетким множествам направлений в точках  $(m, n)$ ,  $(k, l)$  и определяет вес данного ребра.

Весы ребер, инцидентных вершинам, лежащим за пределами области определения изображения будем считать равными  $+\infty$ , для того, чтобы сохранить единообразие в описании вершин и исключить возможность построения оптимального пути движения по графу, лежащего вне области определения изображения.

Ниже приведено определение нечеткого поля направлений и рассмотрены методы его построения по изображению. Рассматриваются критерий оптимизации и построение весов ребер графа на основе нечеткого поля направлений. Приводится характеристика алгоритма Дijkstra и описание результатов вычислительных экспериментов, исследующих

точность работы алгоритма и его устойчивость к различного рода искажениям.

## 2. Нечеткое поле направлений

Понятие нечеткого поля направлений введено в работах Соифера В.А., Храмова А.Г., Корепанова А.О. [5]. Направление характеризуется парой чисел: углом  $\varphi$ , задающим ориентацию, и весом  $\rho$  (выраженность направления) и представляется в виде комплексного числа вида  $\psi = \rho e^{-2i\varphi}$ . Вследствие этого, работа с направлениями сводится к работе с комплексными числами.

Каждому отрезку на плоскости можно поставить в соответствие единственное направление, при этом ориентация отрезка определяет значение угла  $\varphi$ , а длина отрезка – значение веса направления  $\rho$ .

Нечетким направлением называется величина  $\psi(\varphi) = \rho(\varphi) e^{-2i\varphi}$ , где функция  $\rho$  является  $\pi$ -периодичной. Таким образом, нечеткое поле направлений есть некоторая область  $D \subset \mathbb{R}^2$  плоскости, в каждой точке которой определено нечеткое направление  $\psi(x, y, \varphi) = \rho(x, y, \varphi) e^{-2i\varphi}$ ,  $(x, y) \in D$ .

Различные методы формирования поля направлений рассмотрены в работе [9]. Логическим продолжением идеи поля направлений является построение нечеткого поля направлений, где «нечеткость» возникает вследствие зависимости результата анализа от диапазона анализируемых локальных пространственных частот [6], что в спектральной области соответствует анализу различных частотных интервалов в пределах некоторого сектора частот. В работе использован метод построения нечеткого поля направлений, основанный на вейвлет разложении исходного изображения с неизотропным вейвлетом. В качестве последнего выбран вейвлет Коши, который относится к классу направленных вейвлетов и обладает наилучшей угловой и пространственно-частотной избирательностью в рассматриваемом классе функций. Метод построения нечеткого поля направлений по изображению с использованием непрерывного вейвлет-преобразования описан в работе [10].

В результате работы метода в каждой точке области определения изображения  $I(m, n)$  будет сформировано нечеткое множество направлений

$$\psi(m, n, \varphi_k) = \rho(m, n, \varphi_k) e^{-2i\varphi_k}, \quad k = \overline{1, 8}. \quad (1)$$

Заметим, что вследствие 16-связанности вершин графа, количество направлений в нечетком множестве направлений для любой точки равно 8, (противоположные по ориентации вектора представляют одно направление), а значение характеристической (весовой) функции неотрицательны  $\rho(m, n, \varphi_k) \geq 0$ .

### 3. Формирование весов ребер графа

Для исключения влияния выраженности (четкости) сосуда на результат формирования оптимального пути движения по графу нормируем характеристическую функцию нечеткого поля направлений (1) в каждой точке

$$\rho_n(m, n, \varphi) = \frac{\rho(m, n, \varphi) - \min_{\varphi} \rho(m, n, \varphi)}{\max_{\varphi} \rho(m, n, \varphi) - \min_{\varphi} \rho(m, n, \varphi)}$$

Такая нормировка выражает тот факт, что нас интересует только наличие структурной схожести анализируемого объекта на сосуд, который характеризуется наличием ярко выраженных хорошо согласованных направлений (вдоль центральной линии сосуда) независимо от его четкости. То есть, по сути, нам важны не сами веса направлений в отдельной взятой точке, а связь направлений в соседних точках и возможность обнаружения протяженной структуры.

Для ребра, инцидентного вершинам  $v_{m,n}$  и  $v_{k,l}$  вес определяется по следующей формуле:

$$s(v_{m,n}, v_{k,l}) = \frac{1 - \max(\rho_n(m, n, \varphi), \rho_n(k, l, \varphi))}{\sqrt{(m-k)^2 + (n-l)^2}} \quad (2)$$

$$\text{где } \varphi = \begin{cases} \arctg\left(\frac{n-l}{m-k}\right), & |m-k| > 0 \\ \frac{\pi}{2}, & |m-k| = 0 \end{cases}$$

Нормировка на расстояние между точками  $(m, n)$  и  $(k, l)$  в формуле (2) производится с целью исключить неизотропность оптимизируемого функционала.

### 4. Алгоритм Дейкстры

Дадим формальное описание алгоритма трассировки сосудов, но прежде введем некоторые необходимые обозначения.

Длиной некоторого пути  $p = \{p_i\}_{i=1, \overline{K}}$  на графе  $G$  будем называть суммарный вес входящих в него ребер:

$$w(p) = \sum_{i=1}^{K-1} w(v_{m_i, n_i}, v_{m_{i+1}, n_{i+1}}) \quad (3)$$

Вес кратчайшего пути из вершины  $u$  в вершину  $v$  определяется соотношением

$$\delta(u, v) = \min_{u \xrightarrow{p} v} w(p),$$

где минимум берется по всем возможным путям, соединяющим вершины  $u$  и  $v$ .

Определим кратчайший путь  $p$  из вершины  $u$  в вершину  $v$  как любой путь, вес (3) которого удовлетворяет соотношению  $w(p) = \delta(u, v)$ .

Результатом трассировки сосуда на изображении, будем считать кратчайший путь между началь-

ной и конечной вершинами на графе  $G$ . Для поиска кратчайшего пути между двумя вершинами графа воспользуемся алгоритмом Дейкстры [11]. Этот алгоритм основан на свойстве, что каждая часть кратчайшего пути также является кратчайшим путем.

Алгоритм Дейкстры представляет собой жадный алгоритм динамического программирования. В таблице 1 приведен псевдокод алгоритма (граф  $G$ , веса  $w$ , начальная вершина  $f$ , конечная вершина  $t$ )

Асимптотическое время выполнения алгоритма Дейкстры зависит от структуры данных, использованной для хранения  $Q$  - множества всех вершин графа  $G$ . Обычно множество  $Q$  реализуется как неубывающая очередь с приоритетами. Для разреженных графов предпочтительна реализация с пирамидой Фибоначчи, тогда фактическое время работы алгоритма будет достигать значения  $O(V \lg V + E)$ , где  $E$  - общее количество ребер,  $V$  - количество вершин. Для плотных графов, каким и является рассматриваемый граф  $G$ , предпочтительно использовать бинарную пирамиду, тогда полное время выполнения будет  $O((V + E) \lg V)$ . Также для уменьшения используемой памяти и реализации быстрого поиска смежных вершин использовалось отображение  $\mathbb{Z}^2 \rightarrow V$ , время выполнения которого  $O(1)$ .

Табл. 1. Псевдокод алгоритма Дейкстры

<p>для каждой вершины <math>v</math> графа <math>G</math></p> <p>    расстояние_до <math>[v]</math> := бесконечность</p> <p>    предыдущая_вершина <math>[v]</math> := неопределено</p> <p>расстояние_до <math>[f]</math> := 0</p> <p><math>S</math> := пустое множество</p> <p><math>Q</math> := множество всех вершин графа <math>G</math></p> <p><b>пока</b> <math>Q</math> не пустое множество</p> <p>    <math>u</math> := Извлечь вершину с минимальным расстоянием из множества <math>Q</math></p> <p>    <b>если</b> <math>u</math> равно <math>t</math></p> <p>        закончить выполнение алгоритма, кратчайший путь найден</p> <p>        добавить <math>u</math> в <math>S</math></p> <p>    <b>для каждого</b> ребра <math>s(u, v)</math> исходящего из вершины <math>u</math></p> <p>        <b>если</b> расстояние_до <math>[u]</math> + вес_ребра <math>s(u, v)</math> &lt; расстояние_до <math>[v]</math></p> <p>            расстояние_до <math>[v]</math> := расстояние_до <math>[u]</math> + вес_ребра <math>s(u, v)</math></p> <p>            предыдущая_вершина <math>[v]</math> := <math>u</math></p> <p>    закончить выполнение алгоритма, путь между вершинами <math>f</math> и <math>t</math> не существует.</p>
--

### 5. Экспериментальные исследования

Экспериментальные исследования работы алгоритма выделения центральных линий проводятся на двух видах изображений: модельных изображениях

и изображениях, полученных в реальных физических условиях.

Модельное изображение представляет собой искусственно сгенерированное изображение кровеносного сосуда с известными характеристиками. Исследуется погрешность  $\delta$  восстановления центральной линии сосуда в зависимости от различных параметров модельных изображений: отношения сигнал/шум ( $h$ ) (рис. 3а), коэффициента корреляции соседних отсчетов фона, относительной частоты колебаний центральной линии ( $n_c$ ) (рис. 3б), относительной частоты колебаний диаметра ветви объекта. Погрешность восстановления оценивается как среднеквадратическое отклонение восстановленной центральной линии от исходной.

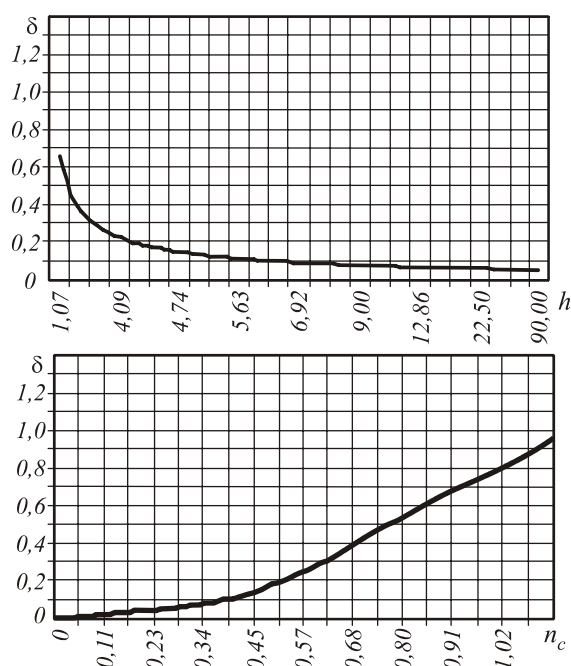


Рис. 3. Зависимость погрешности восстановления ЦЛ от различных характеристик: а) от отношения сигнал/шум; б) от частоты колебаний центральной линии

Из графика 3а видно, что метод дает приемлемые результаты при отношении сигнал/шум большем 5, что соответствует диапазону, наблюдаемому на натуральных изображениях. Относительная частота  $n_c$  рассчитывается по формуле:

$$n_c = \frac{a_c}{L_c} n,$$

где  $n$  - частота колебаний центральной линии,  $a_c$  - амплитуда колебаний - вводится для исключения влияния амплитуды колебаний на относительную частоту,  $L_c$  - длина центральной линии.

Из графика 3б видно, что алгоритм является устойчивым при значениях относительной частоты меньших 0,40-0,45, при этом искажения наблюдаются в точках максимального искривления центральной линии. Величина максимальной кривизны при

указанных значениях относительной частоты превышает значения, наблюдаемые на практике.

Таким образом, проведенные эксперименты показали устойчивость разработанных методов к изменениям характеристик модельных изображений и характеристик фона.

Экспериментальные исследования на натуральных изображениях проводятся на изображениях ангиографических проекций коронарных сосудов. Исследовались 10 изображений коронарных сосудов, каждое из которых содержит от 3 до 7 изображений ветвей. Качество работы алгоритма оценивалось визуально (рис. 4).

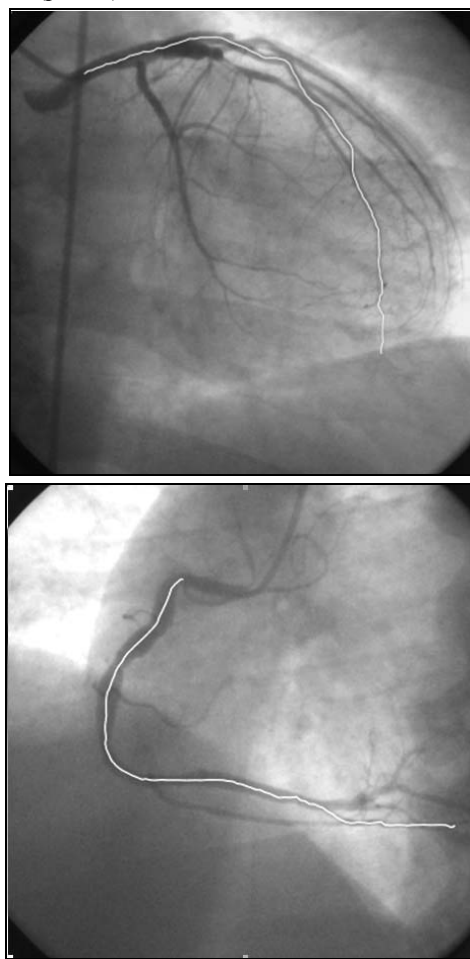


Рис. 4. Примеры восстановленных центральных линий проекций коронарных сосудов

Предложенные методы показали работоспособность на классе изображений ангиографических проекций коронарных сосудов и изображений кровеносных сосудов глазного дна.

### Заключение

В работе приведен метод решения задачи выделения центральных линий кровеносных сосудов на диагностических изображениях, основанный на использовании методов глобальной оптимизации, что позволило повысить качество и точность получаемого результата. Проведенный вычислительный эксперимент показал устойчивость метода к различ-

ным характеристикам изображения (шум, сильное искривление сосудов и др.). Помимо приложения данного метода к анализу кровеносных сосудов на биомедицинских изображениях метод может быть успешно применен в ряде смежных областей анализа сетчатых и древовидных структур, таких как задачи анализа изображений интерферометрических полос, задачи анализа результатов каротажных измерений и др., что подтверждается рядом дополнительных исследований на указанных классах изображений, оставшихся за рамками данной работы.

### Благодарности

Работа выполнена при поддержке российско-американской программы «Фундаментальные исследования и высшее образование» (BRHE), программы Президиума РАН «Фундаментальные науки - медицине» и грантов РФФИ № 06-07-08006-офи, № 05-01-08020-офи\_п.

### Литература

1. Соифер В.А., Котляр В.В., Храмов А.Г., Ильясова Н.Ю., Куприянов А.В., Корепанов А.О., Ковалев А.А., Устинов А.В.. Компьютерная система ранней диагностики глазных заболеваний на основе анализа изображений глазного дна. - *Фундаментальные науки - медицине. Материалы конференции. Москва, 2-3 декабря 2004 г.* - М: Фирма "Слово", 2004, с.131-137.
2. Rueckert D., Burger P., Forbat S.M., Mohiaddin R.D., and Yang G.Z., Automatic tracking of the aorta in cardiovascular mr images using deformable models, *IEEE Trans. on Med. Img.*, vol. 16, pp. 581-590, October 1997.
3. Cronemeyer J., Heising G., and Orglmeister R., A fast skeleton finder for parallel hardware, *in IEEE Computers in Cardiology*, pp. 23-26, 1992.
4. Ильясова Н.Ю., Устинов А.В., Храмов А.Г. Методы анализа дактилоскопических изображений на основе поля направлений, *Научное приборостроение*, Т.3, с.89-101, 1993, Санкт-Петербург.
5. Soifer V.A., Khramov A.G., Korepanov A.O. "Fuzzy Direction Field Method for Fringe and Tree-like Patterns Analysis", *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Vol. 2, pp.779-782, 2004.
6. Soifer V.A., Kotlyar V.V., Khonina S.N., and Khramov A.G., The Method of the Directional Field in the Interpretation and Recognition of the Images with Structure Redundancy // *Pattern Recognition and Image Analysis*, v.6, No.4, pp.710-724 (1996).
7. <http://citeseer.ist.psu.edu/kirbas00review.html>
8. E. W. Dijkstra: A note on two problems in connexion with graphs. In: *Numerische Mathematik*. 1 (1959), S. 269-271
9. Методы компьютерной обработки изображений (под ред. В.А. Соифера). – М.: Физматлит, 2001.
10. A.O. Korepanov, Extraction of Central Lines in Diagnostic Images of Vessels Using Methods of Wavelet Analysis and Differential Geometry, *Pattern Recognition and Image Analysis*, Vol. 15, No. 4, 2005, pp. 636–639.
11. Thomas H. Cormen, Charles E. Leiserson, Ronald L. Rivest, and Clifford Stein. *Introduction to Algorithms*, Second Edition. MIT Press and McGraw-Hill, 2001. ISBN 0-262-03293-7. Section 24.3: Dijkstra's algorithm, pp.595-601.