

Многомасштабный метод детектирования хребтовых структур на офтальмологических изображениях*

Н.В. Мамаев, Д.В. Юрин, А.С. Крылов

mamaev.nikolay93@mail.ru, yurin@cs.msu.ru, kryl@cs.msu.ru

Лаборатория математических методов обработки изображений,

Факультет вычислительной математики и кибернетики,

Московский государственный университет им. М. В. Ломоносова, Россия

Предложен алгоритм поиска хребтовых структур на изображениях и рассмотрено его применение для разметки кровеносных сосудов на изображениях глазного дна. Алгоритм основан на многомасштабном применении немаксимального подавления к лапласиану изображения. Многомасштабный алгоритм использует пирамиду детальности аналогичной SIFT. Эта пирамида используется для многомасштабного обобщения метода немаксимального подавления. Объединение результатов детектирования с разных масштабов осуществляется методами математической морфологии. Тестирование предложенного алгоритма выполнялось на офтальмологической базе изображений DRIVE.

Ключевые слова: детектирование хребтовых структур и долин, детектирование жирных линий, немаксимальное подавление, многомасштабный подход, детектирование кровеносных сосудов, глазное дно.

Multiscale method for ridge detection on ophthalmological images*

N. V. Mamaev, D. V. Yurin, A. S. Krylov

Laboratory of Mathematical Methods of Image Processing,

Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics,

Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

We propose a method for ridge detection and consider its application for detection of blood vessels on eye fundus images. The algorithm is based on multiscale application of non-maxima suppression to Laplacian of an image. The multiscale algorithm is based on the image pyramid similar to SIFT pyramid. This pyramid is used for a generalization of the multiscale non-maxima suppression method. Merging of the results of detection is performed using mathematical morphology methods. We test the proposed algorithm with DRIVE ophthalmological image database.

Keywords: ridge detection, valley detection, non maxima suppression, multiscale approach, vessel detection, retina.

Введение

Задача поиска хребтовых структур на изображениях является одной из классических в компьютерном зрении. Особый интерес эта задача вызывает в прикладных аспектах в медицине (например, анализ сети кровеносных сосудов), в аэрофотосъемке (анализ гидрографической сети, сети дорог, трубопроводов и ЛЭП), распознавание и анализ надписей, проводов, веток и стволов деревьев и т.д. Первой классической работой по детектированию хребтов и долин (жирных линий) является [7]. Подход основан на переходе от дискретного представления сетки пикселей к непрерывному путем бикубической интерполяции и анализу поверхности яркости с помощью дифференциального исчисления. Коэффициенты полиномов вычисляются с помощью сверток изображения с матрицами 5×5 , что фактически эквивалентно производным функции Гаусса с сигмой порядка 1. Поэтому ме-

тод применим для поиска только узких линий. Рассмотрена классификация на хребет, долину, седло и пятно с использованием аппарата направленных производных, последнее можно считать предтечей алгоритма немаксимального подавления [1]. Более детальное математическое определение хребтовых структур дано в книге [4]. Рассмотрены жирные линии в многомерных пространствах, как в Евклидовом, так и в Римановом пространстве и на многообразиях, предложено тензорное описание. Даны детальные математические определения. Рассмотрен ряд трудных случаев и многомасштабный подход. Более компактный, но достаточно строгий и полный математический анализ и формулировка задачи в рамках многомасштабного подхода даны в [10]. Предложен алгоритм, который, однако, до настоящего времени не получил широкого распространения, по-видимому, из-за сложности его программной реализации (особенно в части сечения минимального веса поверхностей поверхностью). Следует особо подчеркнуть, что в отличие от ряда других особенностей, таких как граничные линии [1]

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ №16-07-01207.

и уголки, детектор хребтовых линий существенно требует многомасштабного подхода. Это объясняется тем, что детектирующим фильтром (информационным признаком) для особенностей типа хребет или долина является лапласиан или иная комбинация собственных значений матрицы Гессе, которые дают заметный отклик только на масштабе близком к ширине линии. В работе [5] при достаточно примитивном учете многомасштабности, дано весьма интересное математическое и интуитивное определение хребтовых структур и функционалов для их детектирования, рассмотрен трехмерный случай в приложении к анализу сети сосудов на изображениях компьютерной и магнитно-резонансной томографии. Альтернативным подходом можно считать методы на основе анизотропной диффузии [3,12], которые могут быть приспособлены для детектирования хребтовых структур и тоже позволяют интегрировать информацию с разных масштабов. В работе [8] дано обобщение детектора жирных линий на случай цветных изображений, а также разрабатывался более простой подход к детектированию хребтовых структур на основе связки фильтра-признака и немаксимального подавления. Немаксимальное подавление предлагалось выполнять в трехмерном многомасштабном пространстве (scale space) по двум, специальным образом, выбранным направлениям. Однако, дальнейшие исследования показали, что подобная многомасштабная версия немаксимального подавления работает ненадежно из-за того, что производные по пространственным координатам существенно превышают производные по масштабу, что приводит к ситуации аналогичной овражному эффекту в градиентном спуске. Здесь же, в силу специфики задачи, итерации вдоль оси масштаба и какое-либо подавление овражного эффекта невозможны, требуется за один шаг получить достаточно хорошее приближение. В настоящей работе предлагается подход, позволяющий преодолеть указанные проблемы. Немаксимальное подавление выполняется раздельно на каждом уровне детальности, а потом выполняется поиск соответствующих точек между найденными хребтовыми линиями на разных уровнях и немаксимальное подавление уже среди найденных троек соответствующих точек – предыдущий масштаб, текущий, следующий. За счет использования пирамиды детальности длина поиска невелика и в направлении поиска отсутствуют ложные максимумы. Сжатие изображения производится раз в октаву, подобно тому, как это организовано в детекторе SIFT [11]. Отказ от использования производных выше второй [8] повышает устойчивость алгоритма в случае близко расположенных параллельных линий. Аналогично [9] начинать вычисления следует с удвоенного разрешения, т.к. в ходе вычисления собственных векто-

ров и собственных значений матрицы Гессе используются квадраты производных, т.е. спектр сигнала уширяется вдвое.

Многомасштабный метод детектирования хребтовых структур

Фильтром, определяющим наличие хребтовых структур может являться лапласиан. Определим:

$$L^\sigma(x, y) = \sigma^2 \cdot I(x, y) * G_\sigma(x, y),$$

$$G_\sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (1)$$

где $I(x, y)$ - интенсивность исходного изображения. Отметим, что множитель σ^2 в выражении для $L^\sigma(x, y)$ стоит для того, чтобы отклик лапласиана на различных масштабах был одинаков, то есть чтобы при увеличении изображения и σ в одинаковое количество раз отклик в соответствующих точках был одинаков. При дифференцировании получающегося изображения $L^\sigma(x, y)$ учтем, что взятие производной эквивалентно свертке исходного изображения $I(x, y)$ с соответствующей производной функции Гаусса. Пусть $L_{xx}^\sigma(x, y)$, $L_{xy}^\sigma(x, y)$, $L_{yy}^\sigma(x, y)$, - вторые производные функции $L^\sigma(x, y)$ по соответствующим переменным. Тогда лапласиан функции $\Delta L^\sigma(x, y)$ будет иметь максимум в центральной точке линии, имеющей ширину 2σ . Отметим также, что лапласиан будет иметь максимум и на границах (edges) двумерных объектов, в том числе и на границах жирных линий, ширина которых больше, чем 2σ . Для определения направления нормали к линии построим матрицу Гессе:

$$H^\sigma(x, y) = \begin{pmatrix} L_{xx}^\sigma(x, y) & L_{xy}^\sigma(x, y) \\ L_{xy}^\sigma(x, y) & L_{yy}^\sigma(x, y) \end{pmatrix}. \quad (2)$$

Тогда собственный вектор $\vec{v}^\sigma(x, y)$, отвечающий наибольшему собственному значению, будет направлен вдоль нормали к линии в данной точке. Исходя из этого, алгоритм для обнаружения жирных линий на одном масштабе сводится к нахождению локальных максимумов лапласиана $\Delta L^\sigma(x, y)$ по направлению $\vec{v}^\sigma(x, y)$. Для подавления немаксимумов целесообразно использовать алгоритм, аналогичный используемому детектором границ Canny [1]. Для подавления откликов на граничных линиях используется тест [10] на изменение знака скалярного произведения направлений градиента в точках, находящимся вдоль и против направления, задаваемого вектором $\vec{v}^\sigma(x, y)$:

$$\vec{g}^\sigma(\vec{x} + \vec{v}^\sigma(x, y)) \cdot \vec{g}^\sigma(\vec{x} - \vec{v}^\sigma(x, y)) < 0, \quad (3)$$

где $\vec{x} = (x, y)$, $\vec{g}^\sigma(\vec{x})$ - градиент функции $L^\sigma(x, y)$. Для интерполяции значений $\vec{g}^\sigma(\vec{x})$ используется

линейная интерполяция вдоль линий, соединяющих центры внешних пикселей квадрата 3×3 , аналогично тому, как это делается при подавлении используется метод, аналогичный методу подавления немаксимумов.

При реализации многомасштабного метода необходима процедура сопоставления центров линий с соседних масштабов. При этом надо учитывать, что на изгибах линий при изменении значения σ происходит сдвиг положения точек, на которых достигается максимальный отклик лапласиана. Для учета этого мы производим поиск для проверки точки на локальный максимум вдоль нормали к линии в этой точке. Существует несколько подходов к реализации многомасштабных методов обнаружения особенностей на изображениях. Простейший метод – построение карт признаков на масштабах $\sigma_i = \sigma_0 \cdot s^i$, $i = 0, \dots, k$, способом, описанным выше. В этом случае нет проблемы связанной с вычислением положения точки на конкретном масштабе: все карты откликов вычислены на одном и том изображении. Однако, и длина поиска вдоль направления нормали растет с увеличением значения σ_i , что приводит к большим вычислительным затратам, и что, более важно, к появлению ложных локальных максимумов. Другой способ – постепенное уменьшение изображения на каждом уровне в s раз. При данном подходе проблемы ложных максимумов не возникает, так же путем уменьшения шага по масштабу s можно производить поиск для определения локального максимума в пределах одного пикселя. Но здесь возникает проблема ресемплирования исходного изображения: изменение масштаба изображения в нецелое число раз вносит искажения интерполяции, которые приводят к появлению ложных локальных максимумов по шкале масштабов (рис. 1), что крайне нежелательно и весьма затрудняет определение истинного масштаба линии, где отклик на нее максимален [10].

Чтобы избежать артефактов ресемплирования и внесения из-за этого погрешностей в величину отклика признака (лапласиана) предлагается изменять размер изображения только раз в октаву так, как это сделано в SIFT [11]. Для изображения $I_0(x, y) = I(x, y)$ будем производить поиск хребтовых структур на l масштабах σ_i :

$$\sigma_i = \sigma_0 \cdot \sqrt[4]{2}^i. \quad (4)$$

Для карт признаков на масштабах σ_i , $i = 0, \dots, l - 1$ произведем поиск локальных максимумов по нескольким масштабам. Теперь построим изображение $I_1(x, y)$, уменьшенное ровно в 2 раза путем усреднения соседних 4 пикселей (по окрестности 2×2) и произведем поиск хребтовых линий на новом изображении с теми же σ_i , $i = -1, \dots, l$, и поиск

локальных максимумов при $i = 0, \dots, l - 1$. Аналогично, изображение $I_k(x, y)$ получается из изображения $I_{k-1}(x, y)$ путем уменьшения в 2 раза. Поиск хребтовых структур и локальных максимумов производится при тех же σ_i . При этом хребтовой линии, найденной на масштабе σ_i на изображении $I_k(x, y)$ соответствует линия на изображении $I(x, y)$, найденная на масштабе $\sigma_{i,k} = \sigma_0 \cdot \sqrt[4]{2}^{i+kl}$.

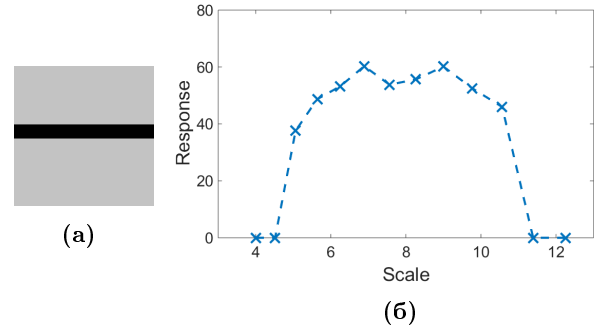


Рис. 1: Изображение с жирной линией шириной, равной 13 пикселей (а) и график зависимости величины отклика в центральной точке линии в зависимости от масштаба при использовании при уменьшении изображений в пирамиде с помощью билинейной интерполяции (б).

Предлагаемый подход сочетает в себе достоинства двух первых: отсутствие необходимости пересчета координат на изображениях, соответствующим соседним масштабам, от первого подхода, короткая длина при поиске локального максимума от второго. При этом появления ложных локальных максимумов с использованием такого метода уменьшения разрешения изображения в 2 раза не наблюдается (рис. 2).

Для совместной отрисовки осевых линий необходима процедура переноса линий, найденных на изображениях, соответствующим различным октавам. Для объединения найденных линий с линиями на более детальном масштабе используется следующий подход, основанный на математической морфологии:

1. Каждому пикселю на изображении R_k с найденными осевыми линиями на октаве k будем ставить в соответствие квадрат размера 3×3 на изображении \widetilde{R}_k , которое соответствует линиям, найденным на октаве k , но его размер равен размеру изображения R_{k-1} .
2. Объединим изображения \widetilde{R}_k и R_{k-1} в одно: $\overline{R}_{k-1}(x, y) = \max(\widetilde{R}_k(x, y), R_{k-1}(x, y))$.
3. Произведем утоньшение линий на изображении $\overline{R}_{k-1}(x, y)$ с помощью алгоритма [14] для получения осевых линий.

Изображения детектированных осевых линий хребтовых структур переносятся на исходное разрешение путем последовательного переноса детектированных линий с верхних октав на нижние. Для отсеечения ложных линий в результате детектирования используется выделение связанных компонент на итоговом изображении и удаление тех, количество пикселей в которых меньше 10.

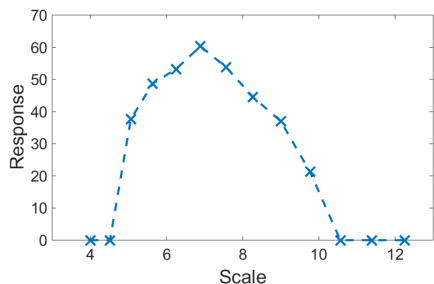


Рис. 2: График зависимости величины отклика в центральной точке линии с изображения на рис. 1а в зависимости от масштаба при использовании уменьшения изображения раз в октаву.

Результаты

При тестировании использовались следующие значения параметров: число слоев для одной октавы $l = 4$, число октав было выбрано равным 4. Значение σ_0 было выбрано равным 2. Для того, чтобы было возможным обнаружение линий шириной, меньшей 2, и для преодоления проблем с уширением спектра [9] на вход методу подавалось увеличенное с помощью бикубической интерполяции исходное изображение. Тестовое изображение и результат применения одно- и многомасштабного методов показаны на рис. 3 Видно, что при использовании многомасштабного метода находятся все линии в отличии от одномасштабного (правая верхняя линия). Так же в отличии от одномасштабного метода, была детектирована линия в точке поворота центральной линии. Детектирование линий на одном масштабе приведет к разрыву в этой точке.

Для тестирования предлагаемого метода на офтальмологических изображениях использовалась база DRIVE [13], состоящая из 20 изображений. Особенностью таких офтальмологических изображений является наличие только линий типа "долина невысокий контраст, переменный по площади изображения, шумность, наличие двойных линий (с хребтом посередине) и предсказуемый заранее диапазон ширины линий. Пример изображения из этой базы и результат работы алгоритма показаны на рис. 4. Видно, алгоритму удается найти линии различной ширины. Однако, есть проблемы в местах ветвления и пересечения сосудов. В таких местах значение лапласиана будет близко к

0, поэтому для правильного детектирования хребтовых структур в местах ветвлений и пересечений сосудов требуются методы сшивки обнаруженных линий [15]. Так же при использовании процедуры переноса линий, обнаруженных на различных масштабах, линии, проходящие вблизи друг от друга, могут сцепиться (рис. 5). Для изображений в базе DRIVE [13] есть экспертная разметка сосудов, выполненная двумя людьми. Для оценки общего качества метода было произведено сравнение найденных осевых линий сосудов с этой разметкой. В качестве меры качества использовался коэффициент Жаккара $J(R; A) = \frac{|R \cap A|}{|R \cup A|}$ [6] между найденными линиями и утоньшенными с помощью метода [14] линиями с экспертной разметкой (рис. 6). Среднее значение коэффициентов по всем 20 изображениям составило $64.5 \pm 2.6\%$ для первого эксперта и $65.3 \pm 2.9\%$ для второго.

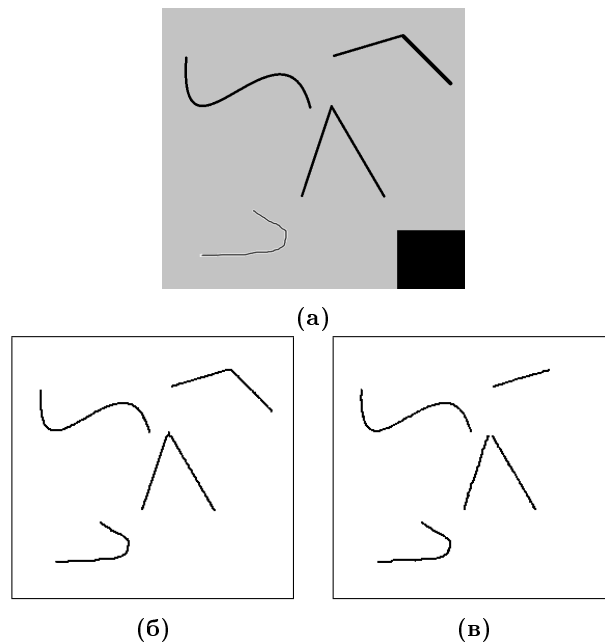


Рис. 3: Тестовое изображение (а), результат работы многомасштабного алгоритма (б) и результат детектирования хребтовых структур на одном масштабе ($\sigma = 2$) (в).

Заключение

Предложен метод многомасштабного детектирования хребтовых структур на изображениях. Уменьшение размеров изображения вместо увеличения размера фильтра позволяет уменьшить длину поиска локальных максимумов при сопоставлении точек на соседних масштабах, а применение пирамиды изображений аналогичной используемой детектором SIFT [11] позволяет избежать появления ложных максимумов, которые появляются при использовании интерполяции для ресемплирования

изображение в нецелое число раз. Результаты выделения сосудов на изображениях глазного дна существенно уступают существующим специализированным методам анализа офтальмологических изображений. В тоже время изображения глазного дна, с нашей точки зрения, являются достаточно удачными для тестирования методов нахождения хребтовых структур. Дальнейшее направление работы будет направлено на более аккуратное нахождение хребтовых структур путем детектирования с субпиксельной точностью. Еще одним направлением дальнейшей работы является сшивка линий в точках их ветвления и пересечения.

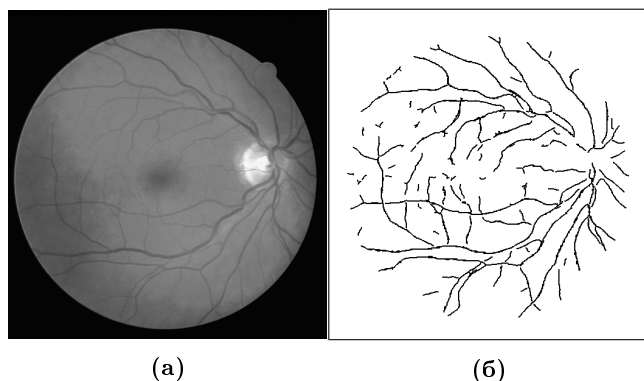


Рис. 4: Пример изображения глазного дна из базы DRIVE [13] (a) и результат применения предлагаемого метода (б).

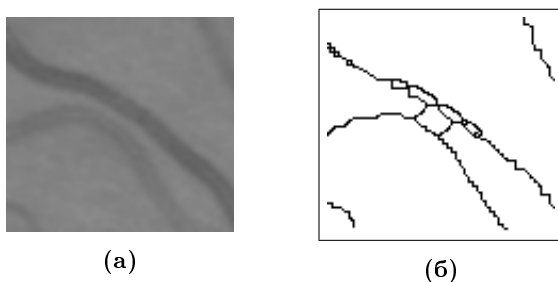


Рис. 5: Пример цепки близко проходящих жирных линий: увеличенный фрагмента изображения с рис. 4а и результат применения предлагаемого метода (б).

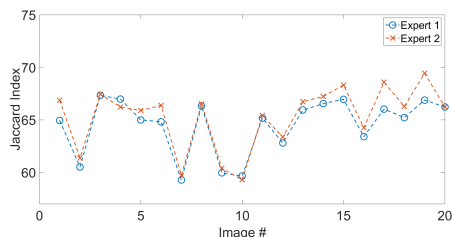


Рис. 6: Значения коэффициентов Жаккара для 20 изображений из базы DRIVE [13].

Литература

- [1] *J. Canny* A computational approach to edge detection // IEEE PAMI, -V 8, -P. 34-43, 1986.
- [2] *F. Devernay* A non-maxima suppression method for edge detection with sub-pixel accuracy // Technical report RR 2724, INRIA, 1995.
- [3] *C. Direkoglu, R. Dahyot, M. Manzke* On Using Anisotropic Diffusion for Skeleton Extraction // Int. Journal of Computer Vision, 2012, V.100, P.170-189.
- [4] *D. Eberly* Ridges in Image and Data Analysis // Springer, 1996.
- [5] *A. Frangi, W. Niessen, K. Vincken, M. Viergever* Multiscale vessel enhancement filtering // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'98, W.M. Wells, A. Colchester and S.L. Delp (Eds.), Lecture Notes in Computer Science, V.1496 - Springer Verlag, Berlin, Germany, P.130-137, 1998.
- [6] *F. Ge, S. Wang, T. Liu* New benchmark for image segmentation evaluation // Journal of Electronic Imaging, -V 16, 2007.
- [7] *R. Haralick* Ridges and valleys in digital images // Comp. Vision, Graphics, and Image Proc., V.22, -P.28-38, 1983.
- [8] *N. Khanina, E. Semeikina, D. Yurin* Scale-space color blob and ridge detection // Pattern Recognition and Image Analysis, No. 1, 2012, pp. 221-227.
- [9] *U. Kothe* Edge and Junction Detection with an Improved Structure Tensor // Proc. of 25th DAGM Symposium, Magdeburg 2003, Lecture Notes in Computer Science -V.2781, P. 25-32, Berlin: Springer, 2003.
- [10] *T. Lindeberg* Edge detection and ridge detection with automatic scale selection // In Proc. Conf. on Comp. Vis. and Pat. Recog., P.465-470, San Francisco, CA, June 1996.
- [11] *D. Lowe* Distinctive image features from scale-invariant keypoints // Int. Journal of Computer Vision, -V. 60, -o. 2, -P. 91-110, 2004.
- [12] *P. Perona, J. Malik* Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion // IEEE Trans. on Pattern Analysis And Machine Intelligence. 1990, V. 12, No. 7, P. 629-639.
- [13] *J. Staal, M. Abramoff, M. Niemeijer, M. Viergever, B. van Ginneken* Ridge based vessel segmentation in color images of the retina // IEEE Transactions on Medical Imaging, -V 23, -P 501-509, 2004.
- [14] *T. Zhang, C. Suen* A fast parallel algorithm for thinning digital patterns // Communications of the ACM, -V 27, -P 236-239, 1984.
- [15] *А.Е. Левашов, Д.В. Юрин* Детектирование жирных линий и древовидных структур на изображениях // 23-я международная конференция по компьютерной графике и зрению GraphiCon'2013. Россия, Владивосток, 2013, -P 259-262.