

# Автоматическое построение комбинаций алгоритмов обработки изображений в задаче обработки УЗ изображений сонных артерий

Т. Махно

Институт прикладной математики и механики НАН Украины  
belikova.taisija@gmail.com

## Аннотация

Одной из задач систем, призванных облегчать оценку степени атеросклеротического поражения артерий на основании УЗИ, является разделение плотных тканей и просвета артерий на УЗ снимке. В большинстве работ эта задача решается либо при помощи автоматической бинаризации изображения, либо вручную экспертом. При выборе методов подавления шумов различной природы и алгоритмов бинаризации необходимо рассматривать огромное множество комбинаций. В данной статье предложен алгоритм автоматического построения и тестирования таких комбинаций на различных изображениях. А также алгоритм, позволяющий проводить предварительный анализ изображения и выбор подходящих методов обработки.

**Ключевые слова:** обработка ультразвуковых изображений, генетический алгоритм, матрицы смежности яркостей.

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Анализ атеросклеротического поражения артерий на основании УЗИ остаётся субъективным процессом, эффективность которого во многом зависит от эксперта. Вспомогательные программные приложения, призванные улучшить точность установленного диагноза, позволяют извлекать информацию из УЗ изображений. Одной из задач подобных систем является разделение плотных тканей и просвета артерий на УЗ снимке. Она зачастую решается с помощью разнообразных алгоритмов автоматической бинаризации изображения [2 - 3, 5 - 6], или подобную работу выполняет эксперт вручную [8].

Приведение УЗ изображения к бинарному виду можно условно разбить на два этапа: фильтрацию от шумов, а затем пороговое преобразование. И при удалении шумов, и при разделении изображения по порогу могут применяться различные алгоритмы, их комбинации и модификации. Выбрав некоторую последовательность обработки изображения и затем, тестируя её на различных примерах, можно сделать вывод об эффективности некоторого подхода. За последние более 30 лет было предложено огромное количество методов обработки изображений. Поэтому, при выборе методов подавления шумов различной природы и алгоритмов бинаризации, необходимо перебирать огромное множество комбинаций существующих алгоритмов, а также разрабатывать новые. Построение таких комбинаций и тестирование их на различных изображениях занимает немало времени и зачастую делает сложным сравнение различных вариантов обработки изображений между собой. Поэтому для решения задачи автоматизации этого процесса в данной нами предлагается использовать генетический алгоритм (ГА).

## 2. СУЩЕСТВУЮЩИЕ ПОДХОДЫ

В работах, посвященных обработке УЗ изображений, фильтрации шумов уделяется немало внимания [9]. Наиболее распространены фильтры Гаусса, например в [6]. Иногда, для уменьшения влияния шумов на результат работы алгоритмов, модификации фильтра Гаусса применяют не на первых стадиях обработки изображения [7]. Также популярными стали алгоритмы фильтрации шумов, предложенные в [2], и подробно описанные автором в [3]. Эти алгоритмы были предложены С. Loizou на основе анализа природы шумов на медицинских УЗ изображениях. Из большого количества разработанных и протестированных фильтров автором были отмечены, в частности, медианные фильтры и группа фильтров, объединённых С. Loizou под названием *lsmv* [2]. В основу *lsmv* фильтров были положены фильтры Lee [4]. Предложенный впервые ещё в 1990 г. С. Loizou фильтр *lsmv* вошел в его диссертацию [2] в 2005 г. До настоящего времени *lsmv* описывается в многочисленных сборниках, посвященных обработке медицинских изображений. В 4 пункте приведены результаты экспериментального сравнения последовательности обработки С. Loizou и последовательностей обработки, предложенных в данной работе.

Подходы к бинаризации изображений не менее разнообразны, чем к очищению от шумов. Существует огромное множество алгоритмов преобразования гистограммы, адаптивных локальных и глобальных пороговых фильтров, основанных на различных статистиках и параметрах. В примерах С. Loizou [2] использовался пороговый фильтр Отсу. Также автор использовал морфологический фильтр дилатации, с целью устранения «узких впадин» значений яркости на изображении.

## 3. ПРЕДЛОЖЕННЫЕ АЛГОРИТМЫ

Генетический алгоритм, осуществляющий автоматическое построение последовательностей обработки изображений из некоторых наперед заданных фильтров и алгоритмов, был предложен для ускорения процесса конструирования и проверки новой последовательности, а также в некоторой степени устранения субъективности подхода автора [13].

### 3.1. Применяемые алгоритмы обработки изображений

Для построения последовательностей фильтрации ГА использует различные линейные сглаживающие фильтры и фильтры низких частот, фильтры Собела и Превитта, Магг-Хилдрет (лапласиан-гауссианы); медианные фильтры, морфологические (эрозия, дилатация, открытие, закрытие). Алгоритмы преобразования гистограммы: линейное растяжение, эквализация, приведение гистограммы. Простые и адаптивные пороговые локальные и глобальные фильтры.

Фильтры Гаусса, фильтры высоких частот, основанные на преобразовании Фурье. Всего в рассмотрение было взято более 50 популярных фильтров и алгоритмов обработки изображений.

Отдельно можно остановиться на алгоритме приведения гистограммы. В данном случае гистограмма изображения приводится к виду, задаваемому кривой Джонсона класса Sb. Расчёты коэффициентов при построении кривой Джонсона производились по гистограммам изображений, для которых ГА быстро находил множество различных последовательностей фильтрации, дающих очень хороший результат обработки. Рассчитанные коэффициенты для вышеупомянутых изображений имели очень близкие значения, и для результирующей кривой было взято их усреднённое значение.

### **3.2. Алгоритм поиска последовательностей обработки изображений**

Особь популяции ГА – это упорядоченный набор алгоритмов обработки изображения. Алгоритмы выбираются из наперёд заданного множества, описанного в пункте 3.1, они могут занимать любое место в последовательности, а также повторяться любое количество раз. Результат обработки изображения попиксельно сравнивается с шаблоном, и на основании сравнения рассчитывается значение фитнеса решения. Различные модификации ГА были протестированы и выполнен сравнительный анализ [12]. В результате работы ГА были найдены различные комбинации алгоритмов обработки изображений, позволяющие достичь требуемого эффекта обработки с достаточной точностью.

ГА использует классическую схему работы. Может использовать одно и двухточечный кроссинговер. Тип мутации меняется в ходе эволюции популяции. На ранних стадиях выше вероятность случайной мутации. Под случайной мутацией понимается замена случайно выбранного фильтра или алгоритма из особи популяции на другой, случайно выбранный из начального множества фильтров или алгоритмов. В более «поздних» популяциях выше вероятность замены «неудачного» фильтра или алгоритма, на некоторую подпоследовательность фильтров и/или алгоритмов, выбираемую из динамически создаваемой библиотеки. Такой оператор мутации призван не только уменьшить вероятность схождения алгоритма к локальному экстремуму, но и эмитировать работу человека при подборе последовательностей обработки изображений.

Найденные при помощи ГА последовательности, к сожалению, не являются универсальными. Для некоторых изображений они дают результат, отличный от желаемого. Однако практически для всех изображений можно построить такую последовательность, которая обеспечит необходимую близость результата фильтрации и шаблона. Таким образом, для некоторого нового изображения, не задавая шаблон, нельзя выбрать последовательность из ранее построенных ГА, и ожидать требуемого результата обработки.

Для выбора способа обработки нового изображения необходимо провести его предварительную оценку. Проведение такой оценки можно обеспечить, установив связь между значениями параметров изображений и теми методами обработки, которые дают хороший результат бинаризации.

### **3.3. Алгоритм поиска соответствий между методами обработки изображений и значениями текстурных параметров изображения**

Для параметризации УЗ изображений было решено использовать текстурные характеристики изображений [10]. При выборе текстурных параметров сложно предположить, какова будет зависимость эффективности различных методов фильтрации (обработки) от значений того или иного параметра. Также не определён выбор из самого множества параметров [10 - 11] и их комбинаций. Кроме того, при построении двумерных экспериментальных графиков зависимостей результатов фильтрации изображений от их параметров визуально не определяются ни кластеры, ни функциональные зависимости. Следовательно, при параметризации изображений с целью быстрого выбора методов его фильтрации необходимо свыше двух параметров; и на момент реализации, и начала тестирования алгоритма невозможно определить, какие это параметры. Среди текстурных параметров, рассчитанных на основании матриц смежности яркостей, существует большое количество таких, которые теоретически могут влиять на результат обработки изображений по некоторым используемым алгоритмам. Мощность множества всевозможных таких параметров превышает 500.

Для поиска зависимости параметров изображений и методов их обработки применялся параллельный генетический алгоритм (ПГА). В данном случае необходимо разделить изображения на группы по некоторому критерию, так, чтобы после обработки любого изображения из группы некоторой заданной последовательностью фильтрации мы получали желаемый результат. Разделение на группы выполнялось на основании диапазонов значений текстурных параметров изображения. Особью популяции был вектор, состоящий из диапазонов значений параметров, и соответствующий ему список методов фильтрации. Вектор диапазонов параметров имеет произвольную длину, так как заранее неизвестно, какими параметрами и каким количеством этих параметров можно задать изображения в группах.

Тип ПГА, используемого в работе – «островной». Обмен особями параллельно развивающихся популяций происходит синхронно, с удалением из исходной популяции мигрирующей особи. Миграция однонаправленная, по кольцу. Мигрирующая особь выбирается случайным образом, не зависимо от значения фитнес функции. Частота обмена особями между подпопуляциями ПГА, по результатам экспериментов, считается оптимальной в пределах вероятности обмена 0,2 – 0,4 для каждого поколения. Уменьшение этого значения ведёт к излишним затратам вычислительных ресурсов, а увеличение – к сходимости различных подпопуляций к одним и тем же решениям. В алгоритме используется турнирный отбор родительских особей, оптимальный размер группы по результатам экспериментов – 4 особи. Сокращение промежуточной популяции осуществляется методом селекции. Кроссинговер выполнялся аналогично правилам промежуточной и линейной рекомбинации для нижней и верхней границей диапазона, в зависимости от начальных настроек алгоритма.

Использовалась случайная мутация, представляющая собой изменение верхней и нижней границ диапазона любого тектурного параметра особи на случайные допустимые вещественные числа. Изменение мутации в пределах 0,05 – 0,15 в среднем влияет на значение целевой функции в пределах 0,5%. Такое изменение значения целевой функции соответствует ошибке эксперимента. Таким образом, считаем, что большая часть модификаций данного алгоритма нечувствительна к изменениям вероятности мутации в вышеуказанных пределах. В алгоритме предложено несколько вариантов расчёта фитнес функции. В зависимости от требований к размеру групп изображений более удачными могут быть различные виды расчёта фитнеса.

Текстурные параметры перед использованием были проверены экспериментально на наличие зависимостей. Параметры, на множестве которых осуществляется поиск, попарно не коррелировали. Для построения регрессионных моделей и проверки зависимостей использовалась программная среда R.

#### 4. ТЕСТИРОВАНИЕ

Теоретически, предложенные алгоритмы должны находить более универсальные и/или точные решения задачи построения последовательностей обработки изображений благодаря перебору большого количества вариантов. Поэтому в дальнейшем имеет смысл проводить исключительно экспериментальное численное сравнение построенных алгоритмом решений с существующими «готовыми» решениями данной прикладной задачи.

##### 4.1. Сравнение с существующими результатами

Наиболее привлекательным для сравнения является последовательность обработки, на которую делается акцент в [2]. Это последовательность, состоящая из авторского метода lsmv и порогового фильтра Огсу. Кроме того, в одном из таких сборников [3] есть фрагмент кода реализации lsmv в среде matlab, приведенный автором. То есть в данном случае есть возможность достаточно точно повторить авторский алгоритм для сравнения.

Сравнение проводилось по 50 тестовым изображениям, для каждого из которых был задан шаблон-результат. Приведенные на рисунке примеры исходных изображений – это фрагменты УЗ изображений сонных артерий небольшого размера. В основном они содержат фрагмент стенки и просвета артерии на различных стадиях заболевания.

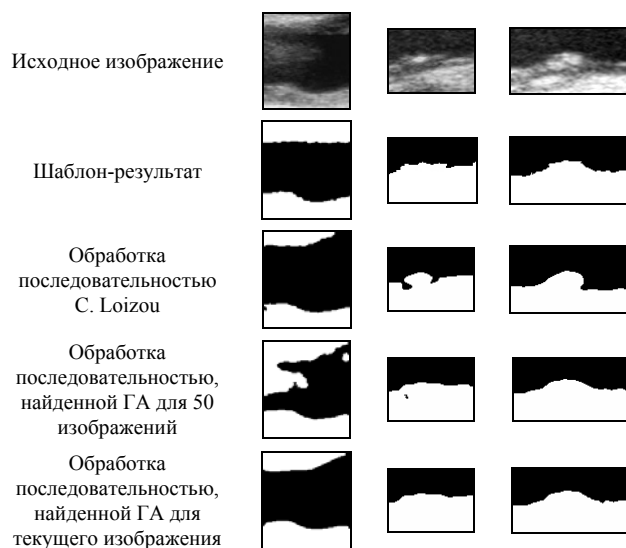
После применения к 50 фрагментам изображений последовательности, состоящей из алгоритмов lsmv и Огсу, было рассчитано среднее значение фитнеса обработанных фрагментов изображений. Аналогично было рассчитано значение для последовательностей, построенных ГА. Производилось несколько запусков ГА, осуществляющих поиск одной последовательности, в среднем дающей лучшее значение фитнеса для 50 изображений одновременно. Результаты различных запусков ГА могут отличаться, так как начальная популяция генерируется случайным образом. Полученные по обработанным фрагментам изображений значения фитнес функции приведены в таблице. Значения по всем запускам ГА усреднены.

	1	2	3
Среднее значение фитнес функции	0,76066	0,81625	0,91307
Минимальное значение фитнес функции	0,23880	0,38929	0,62427
Максимальное значение фитнес функции	0,97678	0,96395	0,99003

**Среднее значение фитнес функции по 50 изображениям для: 1 – обработки последовательностью С. Loizou; 2 – обработки последовательностью, найденной ГА для 50 изображений; 3 – обработки последовательностью, найденной ГА для каждого изображения**

При поиске одной «универсальной» последовательности (таблица, столбец «2»), после обработки некоторых из 50 изображений был получен результат, более чем на 90% совпадающий с шаблоном (что является достаточно хорошим результатом). Для некоторых изображений это значение не достигало порога в 80%, что является неудовлетворительным результатом. При поиске последовательностей обработки отдельно для каждого из 50 изображений среднее значение фитнеса было значительно выше, чем при поиске одной «универсальной» последовательности.

Примеры результатов обработки изображений, шаблонов результатов и исходных фрагментов приведены на рисунке.



**Примеры результатов обработки**

ГА поиска последовательностей обработки находит сравнительно более удачные и универсальные решения, по значению фитнес функции. Последующая параметризация при помощи ПГА призвана улучшить результат, сделав его приемлемым для большего числа изображений. А также для улучшения качества обработки всех изображений за счёт подбора подходящих последовательностей.

## 4.2. Тестирование ПГА поиска соответствий между значениями текстурных параметров и последовательностями фильтрации

Найденные ПГА на тренировочном множестве значения параметров, определяющие выбор последовательностей фильтрации, были проверены на тестовом множестве фрагментов изображений. Тренировочное множество состояло из 250 изображений и соответствующих им шаблонов-результатов, а тестовое – из 125. Изображения были взяты из УЗ снимков и кадров различных УЗ видеорядов на различных стадиях заболевания. Преимущественное большинство пациентов нуждалось в оперативном вмешательстве. В общей совокупности всех 375 изображений присутствуют такие, попадание которых в тестовое множество резко увеличивает ошибку тестирования, ввиду отдалённости данных элементов выборки от прочих в пространстве поиска. Так, при наличии в тестовой выборке некоторых таких удалённых точек произвольное увеличение тренировочного множества в 4 раза не даёт ожидаемого улучшения качества решений. На данный момент дать оценку отдалённости таких элементов выборки от прочих представляется возможным на основании значения ошибки тестирования. Для устранения столь сильной зависимости необходимо расширить множество изображений обучающей выборки. На настоящий момент по результатам экспериментов для произвольного тестового изображения значение вероятности получения удовлетворительного качества обработки была от 0,55 до 0,9 для различных вариантов тренировочной и тестовой выборок (совпадение с шаблоном более 80%).

## 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результатом работы двух вышеупомянутых ГА является набор последовательностей обработки изображений и соответствующих им векторов диапазонов текстурных параметров. Система обработки УЗ изображений, использующая результаты работы алгоритмов, должна позволить с большей точностью разделять плотные ткани и просветы артерий на УЗ изображениях сонных артерий человека. При дополнении тренировочного множества изображений новыми экземплярами алгоритмы могут быть перезапущены и результаты их работы скорректированы.

## 6. БЛАГОДАРНОСТИ

Работа проводится в сотрудничестве с Институтом неотложной и восстановительной хирургии им. В.К. Гусака АМН Украины.

## 7. ССЫЛКИ

[1] Mitrea D., Nedeveschi S., Lupsor M., Badea R. Exploring Texture-Based Parameters for Noninvasive Detection of Diffuse Liver Diseases and Liver Cancer from Ultrasound Images //Proc. of the 8th WSEAS Int. Conf. on Mathematical Methods and Computational Techniques in Electrical Engineering, Bucharest, October 16 - 17, 2006.

[2] Christos P. Loizou Ultrasound Image Analysis of the Carotid Artery //PhD Thesis, Kingston University London, UK, 2005.

[3] Christos P. Loizou, Constantinos S. Pattichis, Costas Pattichis Despeckle Filtering Algorithms and Software for Ultrasound Imaging //A Publication in the Morgan & Claypool Publishers series, 2008.

[4] Lee J.S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-2:165 - 168, 1980.

[5] Lin Y. Feature synthesis and analysis by evolutionary computation for object detection and recognition. //PhD Thesis, University of California, Riverside, 2003.

[6] Miguel A., Santos F., Maria R. dos Santos, Miguel P., Castro A.C., Azevedo E., Sousa L., João Manuel R.S. Tavares. (2013) A novel automatic algorithm for the segmentation of the lumen of the carotid artery in ultrasound B-mode images. Expert Systems with Applications 40:16, 6570-6579. Online publication date: 1-Nov-2013.

[7] Molinari F., Rajendra Acharya U., Zeng G., Kristen M. Meiburger, Jasjit S. Suri. (2011) completely automated robust edge snapper for carotid ultrasound IMT measurement on a multi-institutional database of 300 images. Medical & Biological Engineering & Computing 49:8, 935 - 945. Online publication date: 1-Aug-2011.

[8] Stoitsis J., Golemati S., Konstantina S., Nikita A Modular Software System to Assist Interpretation of Medical Images— Application to Vascular Ultrasound Images //IEEE Transactions On Instrumentation And Measurement, Vol. 55, No. 6, December 2006.

[9] Suri J.S., Yuan C., Wilson D.L., Laxminarayan S. Plaque Imaging: Pixel to Molecular Level //Volume 113 of Studies in Health Technology and Informatics, May 2005. – P. 488.

[10] Joan S. Weszka, Charles R. Dyer, And Azriel Rosenfeld A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification, IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics, Vol. SMC-6, No. 4, April 1976.

[11] Yu-Hsiang Wu, Jhu-Yun Huang, Shyi-Chyi Cheng, Chen-Kuei Yang, Chih-Lang Lin Evolutionary Feature Construction for Ultrasound Image Processing and Its Application to Automatic Liver Disease Diagnosis //International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems, 2011.

[12] Беликова Т.А., Скобцов В.Ю. Генетический алгоритм в задаче фильтрации УЗ изображений и анализ эффективности его модификаций // Вестник Херсонского Национального технического университета № 1 (44), 2012. – С. 331 - 338.

[13] Беликова Т.А., Скобцов В.Ю. Эволюционный поиск эффективных последовательностей фильтров в задаче бинаризации УЗ изображений // Труды ИПММ НАН Украины. – Т. 23, 2011. – С. 21 - 34.

## Об авторах

Махно Таисия – инженер 1 категории Институт прикладной математики и механики НАН Украины.

E-mail: belikova.taisija@gmail.com.