

## **АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ ОТБОР ФИЛЬТРОВ В ЗАДАЧЕ СЕГМЕНТАЦИИ МОНОХРОМНЫХ УЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

*В работе решается задача автоматического определения набора фильтров, необходимых для качественной бинаризации монохромных изображений заданного типа; представлен метод установления зависимостей между набором параметров, описывающих гистограмму изображения, и фильтрами, используемыми для бинаризации изображений. Оценивается востребованность использования различных типов фильтров при сегментации УЗ изображений.*

### **Введение**

Задача распознавания изображений на протяжении десятков лет является актуальной и активно исследуемой во всем мире. На сегодняшний день существует огромное количество работ, предлагающих в той или иной мере общий подход к обработке (в т.ч. сегментации и распознаванию) изображений. Разнообразие подходов объясняется сложностью формализации, как исходных данных, так и требуемых результатов обработки. Не смотря на многочисленность и разнообразие существующих подходов, можно сказать, что сформировалось определенное множество наиболее общих и распространённых базовых методов и их комбинаций, которое хорошо описывается в [1], к ним можно также добавить методы поиска последовательностей фильтров с использованием эволюционных алгоритмов [2,8]. В данной статье предлагается метод отбора фильтров в задаче сегментации монохромных изображений, основанный на установлении зависимостей между набором параметров, описывающих гистограмму изображения, и фильтрами, используемыми при бинаризации изображений. Кроме того, метод позволяет оценивать востребованность использования фильтров при сегментации определённого рода изображений (в данном случае УЗИ). При этом востребованность фильтра определяется по частоте его появления в тех последовательностях фильтрации, которые обеспечивают требуемое качество бинаризации изображения. В данной работе речь идёт о бинаризации медицинских изображений, а именно УЗИ сонных артерий человека, с целью выделения на изображении мягких тканей и просветов артерии. Считается, что последовательность фильтров достаточно хорошо сегментирует изображение, если велика степень совпадения бинаризованного изображения с наперёд заданным шаблоном.

В работах Christos P. Loizou [12] был достигнут хороший результат при сегментации УЗ изображений сонных артерий с помощью последовательностей фильтров, полученных путём подбора вручную из набора достаточно распространённых фильтров, описанных в [1]. Однако, обоснование эффективности выбора именно такого набора фильтров затруднительно, т.к. проверка вручную последовательностей из разнообразия фильтров в различных их комбинациях на большом количестве изображений с последующей оценкой качества фильтрации каждого изображения каждым набором слишком сложна. Решить вышеописанную

проблему можно при помощи автоматизации построения и оценки последовательностей фильтров, которую возможно осуществить на основе применения эволюционных алгоритмов. Эволюционные вычисления, в числе многих других методов, уже достаточно долгое время применяются в задачах сегментации, однако с их помощью производится поиск конкретных решений (построение одной цепочки фильтрации). Методы поиска таких последовательностей хорошо писаны в [2]. В данной работе предлагается метод автоматического определения набора фильтров, наиболее эффективно применимых для сегментации изображений с определёнными статистическими параметрами, а также предлагается способ отсекаания тех фильтров, применение которых к данному виду изображений не результативно.

Для решения задачи поиска последовательностей фильтров, позволяющих бинаризовать изображения некоторого типа, необходимо задать: характеристики и особенности того типа изображений, которые будут подлежать последующей обработке; задать набор разновидностей фильтров, используемых при обработке. Задать принцип поиска и характеристики результатов фильтрации, т.е. определить желаемый результат.

### Параметризация изображений

Параметризация изображений осуществляется на основании статистических характеристик (математическое ожидание, дисперсия и т.д) гистограмм этих изображений, т.к. именно такие параметры выбираются при сегментации изображений, в т.ч. медицинских [3], и при применении адаптивных фильтров. [4,5]. При попадании таких значений в апостериорно заданный диапазон, сегмент изображения может быть отнесён к тому классу, доверительному интервалу которого принадлежат параметры (признаки) сегмента. В таких случаях интервалы выбираются экспериментально по некоторому количеству фрагментов, зачастую с учётом специфики предметной области [3,6,7].

Как уже упоминалось выше, в качестве обрабатываемых изображений использовались УЗ изображения, полученные в В-режиме. Изображение рассматривается как функция яркости  $g$ , её амплитуда – как дискретная случайная величина  $v$ ,  $p(v_i)$  – оценка вероятности появления значения  $v_i$ , где  $i = 0, 1, \dots, 255$ . Гистограмма изображения – плотность распределения случайной величины  $v_i$ . В качестве параметров изображений были выбраны:

- математическое ожидание случайной величины  $v$

$$m = \sum_{i=0}^{255} v_i p(v_i); \quad (1)$$

- центральные моменты случайной величины

$$\mu_n(v) = \sum_{i=0}^{255} (v_i - m)^n p(v_i); \quad (2)$$

где  $n$  – номер центрального момента случайной величины, в данной работе использовались 1-4 моменты случайной величины;

- смещение центра масс относительно центра динамического диапазона

$$d = m - (max-min)/2, \quad (3)$$

где  $max$  и  $min$  - максимальное и минимальное значение динамического диапазона амплитуд.

### Используемое множество фильтров

В набор фильтров, используемых для построения последовательностей фильтрации, были включены следующие *линейные фильтры*:

1) простейший усредняющий фильтр. Выход (отклик) простейшего линейного сглаживающего пространственного фильтра есть среднее элементов по окрестности, покрытой маской фильтра. Используются фильтры  $3 \times 3$  и  $5 \times 5$ .

2) фильтры возвращающие взвешенное среднее по маске. Пиксели окрестности, покрываемой маской такого фильтра, оказывают не одинаковое влияние на отклик фильтра. Используются фильтры  $3 \times 3$  и  $5 \times 5$ .

3) фильтры, используемые для реализации простого и расширенного добавлением диагональных элементов дискретного лапласиана. Применение таких фильтров (основанных на второй производной) позволяет подчеркнуть или уменьшить (в зависимости от знаков коэффициентов) разрывы уровней яркости на изображении, подавить области со слабым изменением яркости. Используются фильтры  $3 \times 3$ .

4) составные фильтры, позволяющие получить сумму либо разность изображения обработанного по маске лапласиана с исходным. Используются фильтры  $3 \times 3$ .

5) фильтр, усиливающий высокие частоты, позволяющий в целом повысить яркость изображения. Используются фильтры  $3 \times 3$ .

6) фильтры, основанные на «дискретных» значениях первых производных (операторы Собела и Превитта), позволяющие выделять горизонтальные, вертикальные и наклонные контура. Используются фильтры  $3 \times 3$ .

7) лапласиан гауссианы – составной оператор, менее чувствительный к шумам, нежели вторая производная, за счёт сглаживающего эффекта функции гаусса. В данном случае сумма исходного изображения с отфильтрованным оператором лапласиана-гауссианы. Используются фильтр  $5 \times 5$ .

*Пространственные нелинейные фильтры* – медианные фильтры, заменяющие значение пикселя на значение медианы распределения яркостей всех пикселей в окрестности  $3 \times 3$  или  $5 \times 5$  пикселей.

*Градационные преобразования* относятся к пространственным методам обработки изображений. В данной работе используется: линейное растяжение текущего диапазона яркостей пикселей на весь допустимый интервал яркости; пороговое преобразование (по порогу равному половине текущего диапазона яркости изображения); выравнивание (эквализация) гистограммы; а также приведение гистограммы к заданному виду. В данной работе приведение гистограммы выполняется к форме, полученной посредством аппроксимации эмпирических распределений яркостей пикселей различных легко бинаризируемых изображений. Для обобщения формы гистограмм были выбраны кривые Джонсона по той причине, что они принадлежат одному классу [8].

Большая часть *морфологических фильтров* обработки изображений использует операции эрозии и дилатации.

Графическое представление принципа работы операций эрозии и дилатации представлены на рисунке 1.

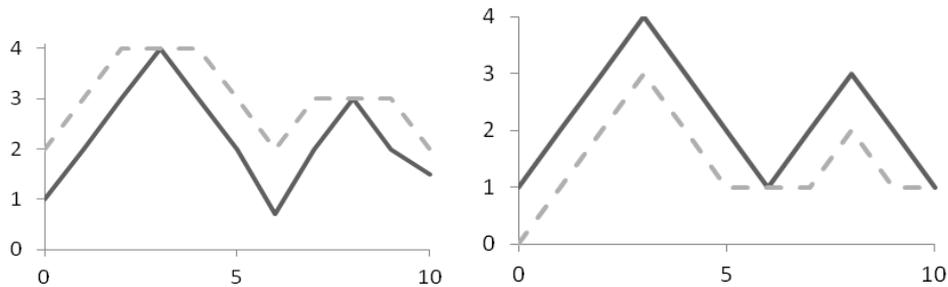


Рисунок 1. Графическое представление принципа работы операции эрозии и дилатации в плоскости  $y=0$ .

Последовательное применение приведенных выше морфологических фильтров называется операциями «открытия» и «закрытия». Закрытие сглаживает мелкие «впадины» яркости и линии контура на изображении. Открытие убирает небольшие пики и сглаживает линии контура на изображении [9].

В данной работе применяются морфологические фильтры эрозии, дилатации, «открытия» и «закрытия» по множествам  $3 \times 3$  и  $5 \times 5$ .

### Генетический алгоритм синтеза последовательностей фильтров

Поиск последовательностей фильтров осуществляется с помощью генетического алгоритма. Синтез эффективных новых цепочек фильтров, выбираемых из заданного множества, эквивалентен нахождению «хороших» точек в пространстве комбинаций фильтров, где каждая точка – цепочка фильтров некоторой длины. Пространство комбинаций фильтров очень велико с точки зрения поиска (например, для цепочки из 20 фильтров, с возможным использованием 30 их разновидностей, существует  $30^{20}$  вариантов составления) и сложно формализуемо, что делает актуальным применение эволюционного поиска [10, 11].

В терминах генетического программирования, пространство поиска – это пространство, из которого выбираются особи популяций, а «хорошие» точки – это особи со сравнительно большим фитнесом. Каждая особь представляет собой ациклический граф, узлами которого являются фильтры (рисунок 2).

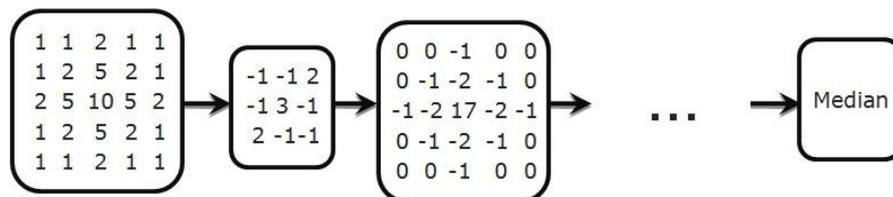


Рисунок 2. Графическое представление особи популяции

Начальная популяция генерируется случайным образом, а все последующие посредством применения операторов кроссинговера и мутации к особям популяции, сгенерированной на предыдущем шаге алгоритма. Селекция особей для скрещивания

осуществляется на основании значения фитнес функции по принципу «турнирного отбора» [10].

Формально алгоритм можно записать следующим образом:

0. случайным образом сгенерировать популяцию  $G$  размера  $N$  и рассчитать фитнес функцию для каждой особи популяции
1. сохранить лучшую особь популяции  $G$
2. выбрать 2 особи из  $G$ , на основании значения фитнес функции, для кроссинговера, выполнить кроссинговер
3. выбрать 2 особи с наименьшей фитнес функцией в  $G$  и оставить в популяции те особи, значения фитнеса которых выше
4. рассчитать значение фитнес функции полученных потомков и фитнес их подузлов, сохранить «хорошие» фрагменты хромосом в библиотеку
5. если заданный уровень кроссинговера не достигнут, перейти к шагу 2
6. с заданной вероятностью осуществить мутацию над каждой особью текущей популяции
7. заменить худшую особь в полученной популяции на лучшую особь исходной популяции
8. перейти к шагу 1, если количество поколений меньше  $M$ , иначе выход.

Фитнес функция каждой особи вычисляется на основании соответствия отфильтрованных фрагментов желаемым результатам. В данном случае «желаемым» результатом является высококонтрастное изображение, ярким пикселям которого соответствуют области расположения экзогенных тканей (в т.ч. стенок артерий), а тёмным – кровь. Эти изображения задаются вручную.

Если обозначить множество ярких пикселей эталонного фрагмента  $Q_i$ , а  $Q_i'$  – множество ярких пикселей, множество чёрных пикселей эталонного фрагмента  $P_i$ , а  $P_i'$  – множество чёрных пикселей отфильтрованного с помощью некоторой особи текущей популяции  $i$ -го фрагмента, а  $n(Y)$  – число пикселей в множестве  $Y$ , то значение фитнес функции этой особи вычисляется по формуле (4).

$$\text{Fitness} = \min \left\{ \frac{n(Q_i \cap Q_i')}{n(Q_i \cup Q_i')}, \frac{n(P_i \cap P_i')}{n(P_i \cup P_i')} \right\} \quad (4)$$

Входом и выходом каждого узла графа является изображение.

Предложенный алгоритм использует оператор двуточечного случайного и «взвешенного» кроссинговера. Суть последнего в том, что родительские особи скрещиваются в подузлах с наименьшим фитнесом. В зависимости от номера поколения вероятность взвешенного кроссинговера понижается.

Применяется оператор мутации двух видов: случайная и «взвешенная» мутация. При мутации первого вида, мутирующий узел заменяется случайно выбранным фильтром из множества допустимых. Вероятность взвешенной мутации узла зависит от его фитнеса, мутирующий узел заменяется узлом из библиотеки. В зависимости от номера поколения вероятность взвешенной мутации понижается.

Предложенный выше генетический алгоритм, в отличие от описанных и разработанных в [2], не является алгоритмом идентификации объекта на изображении, а используется для бинаризации.

### Реализация метода и численные результаты

Для проведения эксперимента были выбраны 30 фрагментов изображений, из которых на большинстве УЗИ отображались стадии заболевания с показанием на операцию. Следует отметить, что на таких стадиях определение границ тканей крайне затруднительно, т.к. эхогенность их изменяется патологически. На рисунке 3 приведены примеры используемых изображений и шаблонов к ним, указывающих границы разделения ткани и просвета артерии.

По гистограммам каждого изображения были вычислены параметры: математическое ожидание, дисперсия, третий и четвёртый центральные моменты случайной величины, расстояние между центром динамического диапазона изображения и центром масс его гистограммы.

Для получения более устойчивых данных, сначала генетический алгоритм был запущен по 20 раз для каждого из 30 изображений, и по результатам работы было вычислено среднее значение совпадения получаемых алгоритмом результатов фильтрации. Затем был выполнен повторный запуск алгоритма, при котором учитывались только те запуски, которые показывали результирующее совпадение с шаблоном выше среднего, т.е. алгоритм запускался для каждого изображения до момента, пока будет получено 20 последовательностей фильтров, достаточно хорошо бинаризирующих текущее изображение.

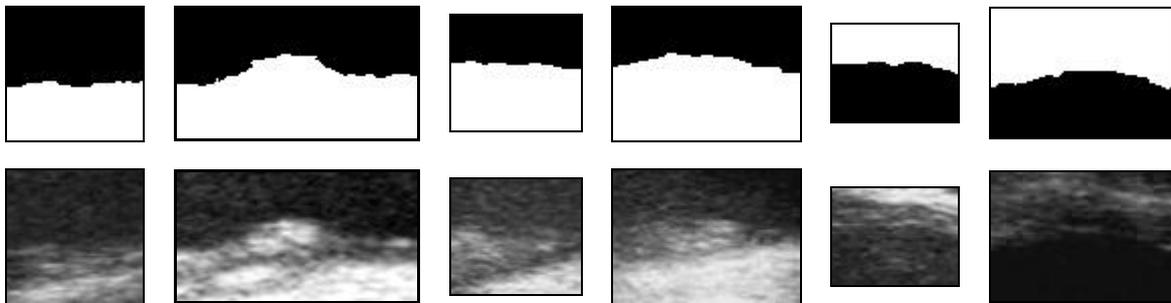


Рисунок 3. Примеры фрагментов УЗИ, содержащих стенки пораженных атеросклерозом артерий.

В результате была получена статистика применения различных фильтров при фильтрации каждого из 30 изображений. По результатам сразу стало очевидно, что фильтры, используемые для реализации простого и расширенного добавлением диагональных элементов дискретного лапласиана, не использовались вовсе. Не использовались и фильтры, возвращающие взвешенное среднее по маске (5x5), и те, которые были основаны на разности дискретного лапласиана с исходным изображением (3x3). Также были отсечены морфологические фильтры «закрытия» по маскам 3x3 и 5x5. Данные результаты легко объясняются спецификой УЗ изображений, однако не являются очевидными. Так зашумленность изображения приводит к низкой эффективности применения мягких сглаживающих фильтров, возвращающих взвешенное среднее по маске, заменяя их более эффективными в данном случае медианными фильтрами. Разность дискретного лапласиана с исходным изображением смещает линию раздела сред с разной эхогенностью, поэтому неприменима в данном

случае. Отсутствие морфологических фильтров «закрытия» не является столь очевидным, однако, зная специфику работы датчика, при помощи которого получается ультразвуковое изображение, можно предположить что яркие шумы («соль») имеют гораздо более негативное влияние, нежели шумы типа «перец», потому предпочтение отдаётся фильтрам, сглаживающим такого рода шумы.

При рассмотрении всего набора изображений, без учёта степени совпадения, довольно сложно увидеть зависимость использования конкретных фильтров от параметров гистограммы. Это объясняется неполнотой набора используемых фильтров (изначально 34 выше описанных фильтра). При выборе только тех изображений, результаты фильтрации которых по порогу превышали 95% совпадение с маской (рисунок 4), становится чётко видна зависимость частоты применения медианных, морфологических и градационных фильтров от выбранных параметров изображений. При рассмотрении изображений, для которых совпадение было не менее 90%, картина становится гораздо менее понятной (рисунок 5). Как видно на рисунке 4, медианные фильтры с меньшими размерами шаблона (3x3) применяются для изображений с теми же значениями дисперсии реже, нежели медианные фильтры с большими размерами маски (5x5). Такая же закономерность наблюдается и с фильтрами дилатации.

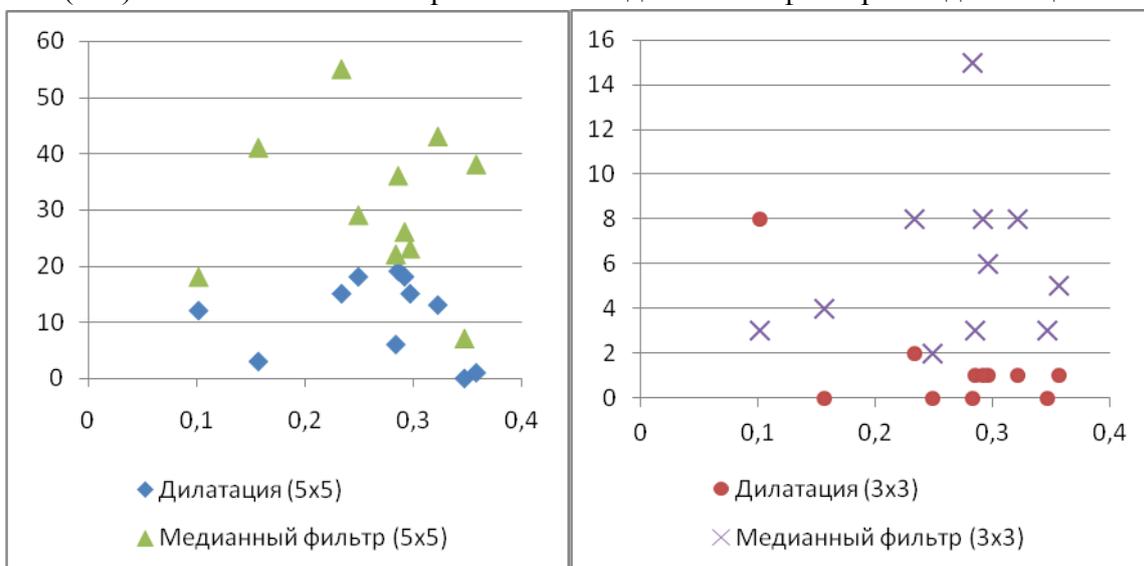


Рисунок 4. Частота применений фильтров дилатации и медианных фильтров в зависимости от значений дисперсии гистограмм

Понижение частоты использования медианного фильтра при незначительном изменении дисперсии обусловлено зачастую влиянием таких параметров, как отклонение центра масс гистограммы от центра динамического диапазона, т.к. применение градационных фильтров сглаживает изображение, уменьшая потребность в применении сглаживающих фильтров.

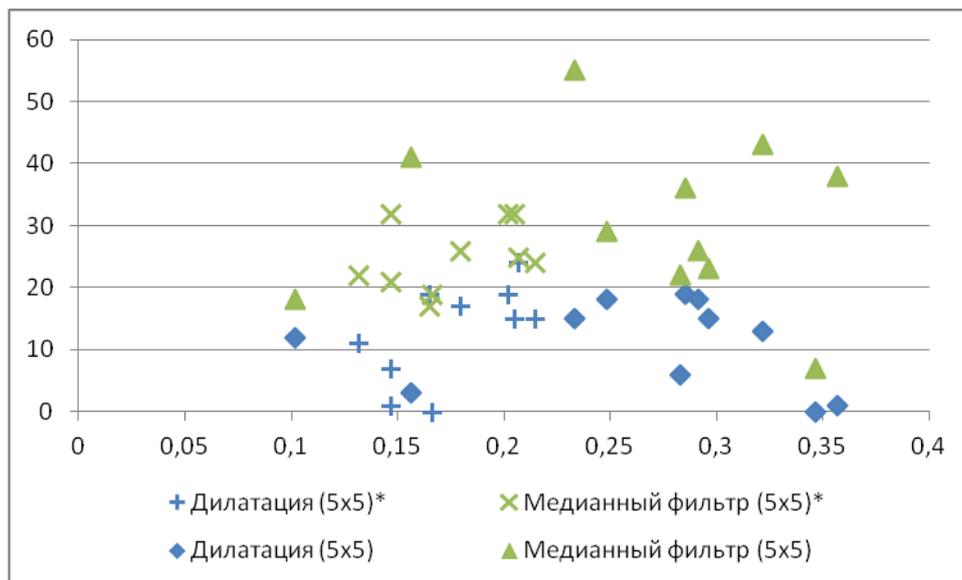


Рисунок 5. Применение фильтров дилатации и медианных фильтров в зависимости от значений дисперсии гистограмм (звёздочкой обозначены совпадения 90-95%)

Градационные фильтры (рисунок 6) чаще применяются к изображениям, центры масс гистограмм которых значительно отклоняются от центров их динамических диапазонов (по которым проводится бинаризация).

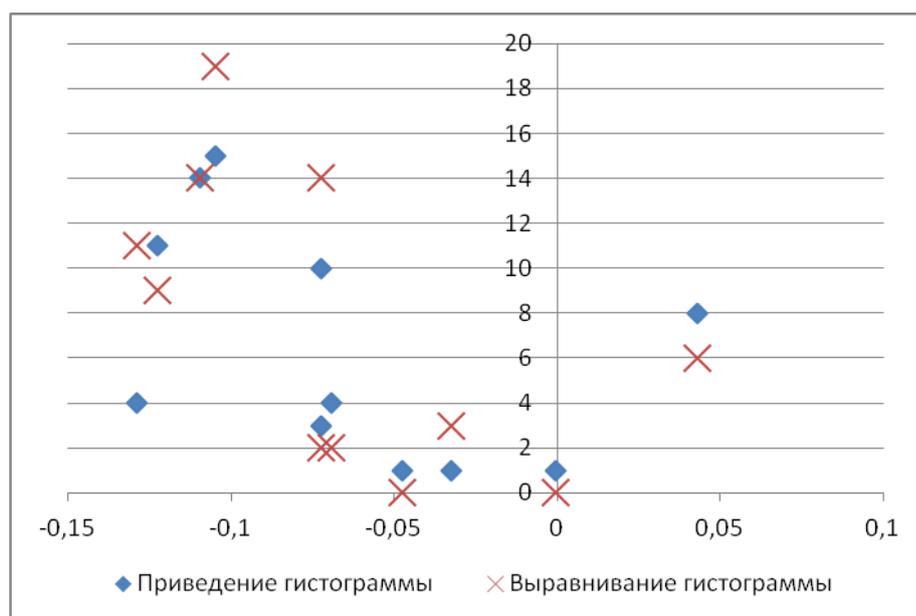


Рисунок 6. Частота применения градационных фильтров в зависимости от величины отклонения центра динамического диапазона от центра масс гистограммы

### Выводы

Подводя итоги можно отметить, что предложенный метод отсеечения малопригодных для достижения определённого результата фильтров, основанный на эволюционном алгоритме, показывает хорошие экспериментальные результаты на

произвольном множестве УЗ изображений реальных пациентов. Это позволяет выдвинуть предположение о возможности нахождения оптимальных наборов фильтров, позволяющих достигнуть желаемых результатов сегментации для более широкого разнообразия изображений, а также определения зависимости востребованности этих фильтров от параметров обрабатываемых изображений. Такая зависимость может быть получена путем расширения набора фильтров частотными, статистическими и другими видами фильтров, расширения набора и диапазона статистических параметров обрабатываемых фрагментов изображений, увеличения числа экспериментов.

### **Библиография:**

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - Москва: Техносфера, 2005. – 1072с.
2. Yingqiang Lin Feature synthesis and analysis by evolutionary computation for object detection and recognition. – University of California, Riverside, 2003.
3. Terry S. Yoo Insight into Images. Principles and Practice for Segmentation, Registration, and Image Analysis. – CRC Press, 2004, P. 410.
4. Bankman I.H. Handbook of medical image processing and analysis. - Elsevier Inc, 2009.
5. Pei-Gee Peter Ho Image Segmentation. - InTech, April, 2011.
6. Weszka J. and oth. A comparative study of texture measures for terrain classification //IEEE Trans., 1976. V. SMC-26, № 4. P. 269.
7. Kalle Karu, Anil K. Jain, Rund M.Bolle. Is there any texture in the image? // Pattern Recognition, 1996. V. 29, № 9, Sept., P. 1437-1446.
8. Беликова Т.А., Скобцов В.Ю. Эволюционный поиск эффективных последовательностей фильтров в задаче бинаризации УЗ изображений // Труды ИПММ НАН Украины, 2011. Том 23, С. 21-34.
9. Serra J. Image analysis and mathematical morphology, 1982.
10. Mitchell M. Introduction to genetic algorithms. – MIT, 1999.
11. Скобцов Ю.А. Основы эволюционных вычислений. – Донецк: ДонНТУ, 2008.
12. Christos Loizou A Review of Noninvasive Ultrasound Image Processing Methods in the Analysis of Carotid Plaque Morphology for the Assessment of Stroke Risk // IEEE Transactions On Information Technology In Biomedicine, Vol. 14, No. 4, July 2010. P.1027-1038