

УДК 004.48+004.932

**Т. А. Махно**

### **АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ОБРАБОТКИ УЛЬТРАЗВУКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ СОННЫХ АРТЕРИЙ НА ОСНОВЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ**

*Аннотация.* Предложен генетический алгоритм (ГА) автоматизирующий процесс построения методов сегментации ультразвуковых изображений. ГА находит решения при заранее заданном результате обработки. Также предложен параллельный генетический алгоритм поиска соответствий между значениями текстурных параметров изображений и подходящими для них методами обработки.

*Ключевые слова:* обработка изображений, ультразвуковые изображения, генетические алгоритмы, матрицы смежности, матрицы яркостей, сонные артерии, атеросклероз

**T. Makhno**

### **AUTOMATED SYSTEM FOR ULTRASOUND IMAGES PROCESSING OF CAROTID ARTERIES BASED ON EVOLUTIONARY ALGORITHM**

*Abstract.* The genetic algorithm (GA) which automatically constructs methods of ultrasound images segmentation was developed. The GA found different solutions for predetermined processing result. In this paper the parallel genetic algorithm is developed which allows to conduct a preliminary analysis of an image and the selection of appropriate processing methods.

*Keywords:* image processing, ultrasound image, genetic algorithm, Spatial Gray Level Dependence Matrices, co-occurrence matrices, carotid, atherosclerosis

**T. O. Makhno**

### **АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ОБРОБКИ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ СОННИХ АРТЕРІЙ НА ОСНОВІ ЕВОЛЮЦІЙНИХ АЛГОРИТМІВ**

*Анотація.* Запропоновано генетичний алгоритм (ГА), що автоматизує процес побудови методів сегментації ультразвукових зображень. ГА знаходить рішення при попередньо відомому результаті обробки. Також запропоновано паралельний генетичний алгоритм пошуку відповідностей між значеннями текстурних параметрів зображень і ефективними методами обробки зображень.

*Ключові слова:* обробка зображень, ультразвукові зображення, генетичні алгоритми, матриці суміжності, матриці яскравості, сонні артерії, атеросклероз

#### **1. Введение**

Определение степени опасности атеросклеротического поражения артерий человека на основании ультразвукового изображения является субъективным процессом, несмотря на значительное совершенствование ультразвукового (УЗ) оборудования на протяжении более сорока лет. 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 ультразвуковом снимке [1 – 3; 5 – 9; 11 – 13]. Сегментация изображения зачастую производится при помощи разнообразных алгоритмов автоматической бинаризации изображения [2 – 3; 5 – 6], либо подобную работу выполняет эксперт вручную [8].

Учитывая специфику ультразвуковых изображений, их преобразование к бинарному виду можно условно разбить на фильтрацию от шумов и пороговое преобразование. Для удаления шумов и с целью сегментации изображения по порогу, может использоваться множество алгоритмов, их комбинации и модификации. Применяя некоторый метод сегментации к различным исходным изображениям, можно сделать вывод о его эффективности. Существует большое количество разнообразных методов обработки изображений. Поэтому, при выборе методов подавления шумов той или иной природы и алгоритмов бинаризации, необходимо перебирать 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.

Для решения задачи автоматизации процесса синтеза методов обработки УЗ изображений, в данной работе предлагается использовать систему из двух генетических алгоритмов (ГА).

## **2. Современное состояние вопроса**

Особое внимание в работах, посвященных обработке УЗ изображений уделяется фильтрации шумов [9]. Наиболее распространены фильтры Гаусса [6]. Иногда, для уменьшения влияния шумов на результат работы алгоритмов, модификации фильтра Гаусса применяют не на первых стадиях обработки изображения [7]. Широкое применение получили алгоритмы фильтрации шумов, предложенные в [2], и подробно описанные автором в [3]. Эти алгоритмы были предложены С. Loizou, исходя из анализа природы шумов на медицинских УЗ изображениях. Среди внушительного 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 С. Loizou фильтр lsmv вошел в его диссертацию [2] в 2005 году и до настоящего времени описывается практически во всех сборниках, посвященных обработке медицинских изображений.

Не менее разнообразны и подходы к биаризации изображений. В настоящее время разработано 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 локальных резких падений значений яркости на изображении.

## **3. Предложенные генетические алгоритмы**

**Цель работы** – разработка автоматизированной системы, обеспечивающей генерацию методов обработки ультразвуковых изображений сонных артерий, использование которых обеспечит результат сегментации на 90 % совпадающий с экспертной сегментацией «вручную». Было предложено

решение задачи в виде двух уровневой системы эволюционных алгоритмов. Генетический алгоритм на первом уровне производит генерацию методов сегментации различных изображений. Сгенерированные методы сохраняются в библиотеку. После чего, на втором уровне системы, параллельный генетический алгоритм (ПГА) определяет принцип выбора метода из библиотеки в зависимости от автоматически рассчитываемых текстурных характеристик изображения. Рассчитанные ПГА зависимости используются системой для выбора из библиотеки методов сегментации при необходимости обработки нового изображения.

### *3.1 Автоматизация процесса построения методов сегментации*

Генетический алгоритм, осуществляющий автоматическое построение последовательностей обработки изображений из некоторых наперед заданных фильтров и алгоритмов, был предложен с целью ускорить процесс конструирования и проверки новой последовательности, а также в некоторой степени устранить субъективность подхода автора [13]. Генетический алгоритм, генерирует цепочки, обработки изображений используя в качестве «строительных блоков» фильтры и алгоритмы обработки изображений.

#### *3.1.1 Применяемые алгоритмы обработки изображений*

Для построения последовательностей фильтрации, генетический алгоритм использует различные линейные сглаживающие фильтры и фильтры низких частот, фильтры Собела и Превитта, Marr-Hildreth (лапласиан-гауссианы); медианные, морфологические фильтры (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 последовательности фильтрации обеспечивающие совпадение с шаблоном более 95 %. Рассчитанные коэффициенты для вышеупомянутых изображений имели очень близкие значения и для результирующей кривой было взято их усреднённое значение.

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

Генетический алгоритм ищет последовательность алгоритмов обработки изображений, позволяющую сегментировать изображение с максимальной точностью. То есть особь популяции ГА – это упорядоченный набор алгоритмов обработки изображения. А «живучесть» особи зависит от того, насколько точно она позволяет сегментировать изображение. Алгоритмы обработки (компоненты особи) выбираются из множества, упомянутого в пункте 3.1.1, они могут иметь любой порядковый номер в последовательности (особи), повторяться любое количество раз. Результат обработки изображения попиксельно сравнивается с шаблоном и на основании сравнения рассчитывается значение фитнес функции решения.

Генетический алгоритм использует классическую схему работы. Может использовать одно и двух точечный кроссингвер. Тип мутации меняется в ходе эволюции популяции. На ранних стадиях выше вероятность случайной мутации. Под случайной мутацией понимается замена случайно выбранного фильтра или алгоритма (компонента) 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 [12; 13]. Такой оператор мутации призван не только, уменьшить вероятность схождения алгоритма к локальному экстремуму, но и имитировать работу человека при подборе последовательностей обработки изображений.

Найденные при помощи ГА последовательности, к сожалению, не являются универсальными. Для некоторых изображений они не обеспечивают 80 % точность сегментации. Однако практически для всех изображений, возможно, построить такую последовательность, которая обеспечит необходимую близость результата фильтрации и шаблона (не менее 90 %).

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 (не менее 90 %).

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

Для выбора способа обработки нового изображения необходимо провести его предварительную оценку. Возможность проведения такой оценки обеспечивается при установлении зависимостей между значениями параметров изображений и теми методами обработки, которые дают достаточную точность сегментации.

Для параметризации УЗ изображений было решено использовать текстурные характеристики изображений [1; 10]. При выборе текстурных параметров сложно предположить какова будет зависимость эффективности различных методов сегментации (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 выделяются 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.

Параметры, рассчитанные на основании матриц смежности яркостей, можно выделить среди множества использованных тек-

стурных параметров.

Для любого заданного монохромного изображения  $I$ , имеющего  $L$  квантованных значений яркости можно построить матрицу смежности яркостей  $M_{(a,b)}$  размером  $L \times L$  следующим образом:

$$M_{(a,b)}(i, j) = \left\{ \begin{array}{l} (x, y), (x + a, y + b) : \\ I(x, y) = i, I(x + a, y + b) = j, \\ 0 \leq i < L, 0 \leq j < L \end{array} \right\} \quad (1)$$

где  $I(x, y)$  – яркость пикселя изображения  $I$  с координатами  $(x, y)$ .

Таким образом, элемент  $(i, j)$  матрицы  $M_\delta$  – это мощность множества пар пикселей изображения  $I$ , имеющих яркости  $i$  и  $j$  соответственно и взаимное расположение которых задано вектором  $\delta = (a, b)$ .

По значениям матриц смежности яркостей (Spatial Gray Level Dependence (SGLD) или co-occurrence matrix) рассчитываются следующие параметры: контраст  $CON = \sum (i - j)^2 p(i, j)$ , второй угловой момент матрицы смежности  $ASM = \sum p(i, j)^2$ , энтропия  $ENT = -\sum p(i, j) \log p(i, j)$ , корреляция  $COR = \sum [ijp(i, j) - \mu_x \mu_y] / (\sigma_x \sigma_y)$ , где  $\mu_x$  и  $\sigma_x$  – математическое ожидание и дисперсия сумм строк матрицы  $M_\delta$ ,  $\mu_y$  и  $\sigma_y$  – мат. ожидание и дисперсия сумм столбцов матрицы  $M_\delta$ , а значение  $p(i, j) = M_\delta(i, j) / \sum M_\delta(i, j)$ .

Среди текстурных параметров, рассчитанных на основании матриц смежности яркостей, существует большое количество таких, которые теоретически могут влиять на результат обработки изображения некоторыми используемыми алгоритмами. Мощность множества таких параметров превышает 500. Из этого множества также были удалены взаимно коррелирующие параметры, как например параметр «энтропия», рассчитанный для векторов матриц смежности (2;5) и (0;1).

Для поиска зависимости параметров изображений и методов их обработки применяется параллельный генетический алго-

ритм (ПГА). В данном случае необходимо разделять изображения на группы по некоторому критерию так, чтобы после обработки любого изображения из группы некоторой заданной последовательностью фильтрации мы получили точный результат сегментации (90 % совпадение с шаблоном, созданным экспертом). 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, т.к. 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 под популяциями 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 под популяций 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 грани диапазона, в зависимости от начальных настроек алгоритма. Использовалась случайная мутация, представляющая собой изменение верхней и нижней границы диапазона любого текстурного 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 соответ-

ствуется 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 фитнес функции.

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. Апробация системы

Предложенные алгоритмы должны находить универсальные и/или точные решения (методы 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. Оценка результатов

Наиболее часто встречающейся в литературе по обработке медицинских ультразвуковых изображений сонных артерий является последовательность обработки, на которую делается акцент в [2]. Эта последовательность, состоящая из авторского метода lsmv и порогового фильтра Отсу, была реализована для сравнительного анализа на основании алгоритма, описанного в [3].

Сравнение проводилось по 50 тестовым изображениям, для каждого из которых был задан шаблон-результат. Приведенные на рис. 1 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 Отсу, было рассчитано среднее значение точности сегментации обработанных фрагментов изображений (фит-

несс функция последовательности lsmv и Отсу).

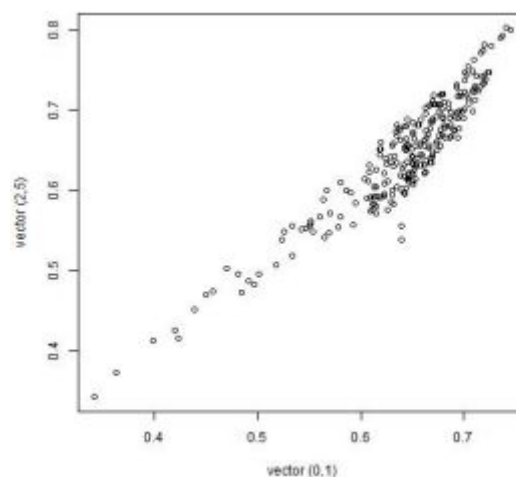


Рис. 1. Экспериментально полученные значения параметра «энтропия»

Аналогично было рассчитано значение для последовательностей, построенных ГА. Производилось несколько запусков ГА, осуществляющих поиск одной последовательности, в среднем дающей лучшее значение фитнес функции для 50 изображений одновременно. Результаты различных запусков ГА могут отличаться, т.к. начальная популяция генерируется случайным образом. Полученные по обработанным фрагментам изображений значения фитнес функций приведены в таблице. Среднее значение фитнес функции по 50 изображениям после обработки последовательностью S. Loizou представлено в колонке «1», последовательностью, найденной ГА для 50 изображений в колонке «2», и последовательностью, найденной ГА для каждого изображения в колонке «3». Значения по всем запускам ГА усреднены.

1. Таблица

Параметр оценки	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

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 точным 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 фитнес функции было значительно выше, чем при поиске одной «универсальной» последовательности. Примеры результатов обработки изображений, шаблонов и исходных фрагментов приведены на рис. 2.

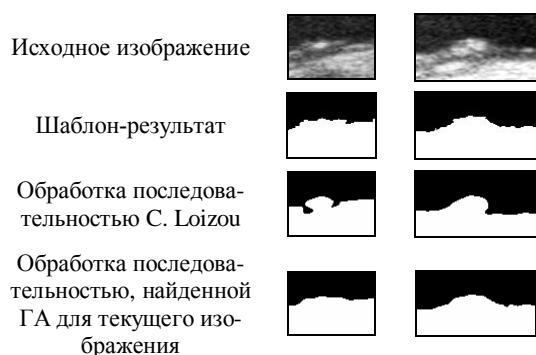


Рис. 2. Примеры результатов обработки

Генетический алгоритм 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 системы

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. УЗ диагностика

проводилась у пациентов на различных стадиях заболевания. Большинство пациентов нуждались в оперативном вмешательстве. В общей совокупности из 375 изображений присутствуют такие, попадание которых в тестовое множество резко увеличивает ошибку тестирования, ввиду отдалённости данных элементов выборки от прочих в пространстве поиска. Для устранения подобной зависимости необходимо расширить множество изображений обучающей выборки. В настоящий момент по результатам экспериментов для произвольного тестового изображения значение вероятности получения удовлетворительного качества обработки было от 0,55 до 0,9 для различных вариантов тренировочной и тестовой выборок (совпадение с шаблоном более 80%).

### 5. Выводы

Разработанный с целью поиска последовательностей обработки изображений ГА позволяет достичь для наперёд заданного УЗ изображения качества сегментации близкого к экспертному (90 % совпадение). ПГА поиска соответствий между эффективными методами обработки изображений и значениями текстурных параметров изображений позволяет с большой степенью уверенности (вероятность  $\geq 0,8$ ) получить желаемый результат обработки, при условии, что параметры заданного изображения достаточно близки к параметрам какого-либо изображения из тренировочной выборки.

Для построения регрессионных моделей с целью сокращения множества текстурных параметров использовалась программная среда R.

### 6. Заключение

Система обработки УЗ изображений, основанная на вышеописанных генетических алгоритмах, позволяет повысить точность процесса диагностики заболевания на 15 % (на основании акта внедрения в отделении неотложной и восстановительной хирургии института им. Гусака НАМН Украины). Качество работы системы может быть повышено за счёт расширения множества тренировочных изображений, на которых производят поиск генетические алгоритмы.

### Список использованной литературы

1. Mitrea D., Nedeveschi S., Lupsor M., and Badea R., (2006), 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, and October 16-17, 2006.

2. Loizou C., PhD Thesis, (2005), Ultrasound Image Analysis of The Carotid Artery, , *Kingston University London*, UK.

3. Loizou C., (2008), Despeckle Filtering Algorithms and Software for Ultrasound Imaging, Constantinos Pattichis, Costas Pattichis, *A Publication in the Morgan & Claypool Publishers Series*.

4. Lee J.S., (1980), Digital Image Enhancement and Noise Filtering by use of Local Statistics, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-2, pp. 165 – 168.

5. Lin Y., PhD Thesis, (2003), Feature Synthesis and Analysis by Evolutionary Computation for Object Detection and Recognition, *University of California*, Riverside.

6. Santos A.M.F., R.M. dos Santos, Castro P.M.A.C., Azevedo E., Sousa L., and Tavares J.M.R.S., (2013), A Novel Automatic Algorithm for the Segmentation of the Humen 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., Acharya U.R., Zeng G., Meiburger K.M., and Suri J.S., (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., and Nikita K.S. (2006), 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., and Laxminarayan S., (2005), Plaque Imaging: Pixel to Molecular Level, *Volume 113 of Studies in*

*Health Technology and Informatics*, May 2005, 488 p.

10. Weszka J.S.A., Dyer C. R., and Rosenfeld A., (1976), 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, and Chih-Lang Lin, (2011), Evolutionary Feature Construction for Ultrasound Image Processing and Its Application to Automatic Liver Disease Diagnosis, *International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems*.

12. Belikova T., and Skobtsov V., Evolutsionnyy poisk effektivnykh posledovatel'nostey fil'trov v zadache binarizatsii UZ izobrazheniy [Evolutionary Search for Effective Sequences of Filters in the Problem of Ultrasonic Images Binarization], (2011), *Trudy IPMM NANU [Transactions of IAMM of NAS]*, Ukraine, Vol 23, pp. 21 – 34 (In Russian).

13. Belikova T., and Skobtsov V. Geneticheskiy algoritm v zadache filtratsii UZ izobrazheniy i analiz ego modifikatsiy [Analysis of genetic algorithm modications in the problem of filtering ultrasound images], (2012), *Journal of Kherson National Technical University*, Vol. 1(44), pp.331 – 338 (In Russian).

Получено 31.03.2015

### References

1. Mitrea D., Nedeveschi S., Lupsor M., and Badea R., (2006), 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, and October 16-17, 2006.

2. Loizou C., PhD Thesis, (2005), Ultrasound Image Analysis of The Carotid Artery, *Kingston University London*, UK.

3. Loizou C., (2008), Despeckle Filtering Algorithms and Software for Ultrasound Imaging, Constantinos Pattichis, Costas Pattichis, *A Publication in the Morgan & Claypool Publishers Series*.

4. Lee J.S., (1980), Digital Image Enhancement and Noise Filtering by use of Local Statistics, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-2*, pp. 165 – 168.

5. Lin Y., PhD Thesis, (2003), Feature Synthesis and Analysis by Evolutionary Computation for Object Detection and Recognition, *University of California, Riverside*.

6. Santos A.M.F., R. M. dos Santos, Castro P.M.A.C., Azevedo E., Sousa L., and Tavares J.M.R.S., (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., Acharya U.R., Zeng G., Meiburger K.M., and Suri J.S., (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., and Nikita K.S., (2006), 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., and Laxminarayan S., (2005), Plaque Imaging: Pixel to Molecular Level, *Volume 113 of Studies in Health Technology and Informatics*, May 2005, 488 p.

10. Weszka J.S.A., Dyer C.R., Rosenfeld A., (1976), 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, and Chih-Lang Lin, (2011), Evolutionary Feature Construction for Ultrasound Image Processing and Its Application to Automatic Liver Disease Diagnosis, *International Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems*.

12..Belikova T., and Skobtsov V., (2011), Evolutsionnyy poisk effektivnyh posledovatel'nostey fil'trov v zadache binarizatsii UZ izobrajeniy [Evolutionary Search for Effective Sequences of Filters in the Problem of

Ultrasonic Images Binarization], *Transactions of IAMM of NAS, Ukraine, Vol 23*, pp. 21 – 34 (In Russian).

13. Belikova T., and Skobtsov V., Geneticheskiy algoritm v zadache filtratsii UZ izobrajeniy i analiz ego modifikatsiy, [Analysis of Genetic Algorithm Modifications in the Problem of Filtering Ultrasound Images], (2012), *Journal of Kherson National Technical University, Vol. 1(44)*, pp. 331 – 338 (In Russian).



Махно (Беликова)  
Таисия Александровна,  
младший научный  
сотрудник Ин-та  
математики НАН Украины.  
E-mail:  
belikova.taisija@gmail.com