

Параметризація схем обробки УЗІ сонних артерій при допомозі еволюційних алгоритмів

Автоматический выбор метода (схемы) сегментации изображения предполагает существование правила, устанавливающего соответствие между схемой и значениями некоторых параметров текущего изображения. В данной работе решается задача определения такого правила, позволяющего параметризовать методы обработки изображений. Параметризация схем сегментации осуществляется на основании эволюционного алгоритма. Используются параметры изображения, рассчитанные на основе матриц смежности яркостей. Задача решается для ультразвуковых изображений сонных артерий человека.

Ключевые слова: сегментация изображений, эволюционный алгоритм, матрицы смежности яркостей.

Введение

Обработка изображений, в частности сегментация, занимает значительный сегмент исследовательской работы в различных прикладных областях. При решении конкретной задачи обработки изображения необходимо уделять особое внимание характеристикам исходных данных [1 - 4]. Так, описанная в книгах [2, 3] разработка методов обработки изображений производилась исходя из природы сигнала, настроек и типа оборудования, а также особенностей среды, влияющих на процесс формирования изображения. То есть определённые методы сегментации используются при обработке изображений с заданными особенностями, параметрами. В вышеупомянутых работах процесс выбора метода обработки изображения являлся творческим процессом. Экспериментальное сравнение разработанных методов сводилось к выбору одного решения, используемого в дальнейшем для всех изображений. Автоматический выбор метода сегментации изображения предполагает существование правила, устанавливающего соответствие между алгоритмом, или последовательностью алгоритмов обработки, и значениями некоторых параметров текущего изображения. С целью классификации или кластеризации изображения широко используются [5 - 7] текстурные характеристики изображений, предложенные в [5]. В данной работе решается задача определения такого правила, позволяющего параметризовать методы (схемы) обработки изображений. Задача решается для ультразвуковых (УЗ) изображений сонных артерий человека.

Формальная постановка задачи

Обозначим множество различных алгоритмов обработки изображений $A = \{a^1, \dots, a^n\}$, где $n = |A|$ – общее число всех рассматриваемых алгоритмов обработки изображений, а a^p – некоторый алгоритм обработки изображения, $p = \overline{1, n}$. $\bar{a} = (a_1^j, a_2^k, \dots, a_m^l)$ – схема или упорядоченная последовательность алгоритмов из множества A , m – количество алгоритмов, используемых в текущей схеме обработки изображений \bar{a} .

Обозначим J – множество имеющихся в рассмотрении изображений, содержащихся в библиотеке. Обозначим J' – множество шаблонов, подготовленных экспертом из изображений библиотеки J . Шаблон – это сегментированное вручную изображение. Обозначим j_a^- – результат обработки некоторого изображения j схемой $\bar{a} = (a_1^y, a_2^k, \dots, a_d^p, \dots, a_m^l)$.

Определение точности сегментации изображения j последовательностью \bar{a} осуществляется функцией $F(a, j)$ [8]. Функция $F(a, j)$ рассчитывается путём попиксельного сравнения изображения j_a^- – результата обработки изображения j последовательностью \bar{a} , с шаблоном j' . Каждому изображению $j_l \in J$ соответствует шаблон $j'_l \in J'$, созданный из изображения j_l экспертом.

При помощи эволюционного алгоритма [8] для множества изображений $j_l \in J$ была сформирована

библиотека A' схем обработки изображений. Для каждой схемы $\bar{a} \in A'$ можно выбрать некоторое изображение $j_l \in J$, которое после обработки схемой \bar{a} будет совпадать с соответствующим шаблоном $j'_l \in J'$, заданным экспертом, не хуже, чем любое другое изображение $j_i \in J : i \neq l$ из всех имеющихся в библиотеке, с соответствующим ему шаблоном $j'_i \in J'$:

$$\forall \bar{a} \in A' \exists j_l \in J : F(\bar{a}, j_l) = \max_{j \in J} \{F(\bar{a}, j)\} \quad (1)$$

Для каждого изображения множества $j_l \in J$ были рассчитаны текстурные параметры [5] и сформирован вектор их значений $\bar{p}_j = (p_1, \dots, p_q)$, где q – количество текстурных параметров, которые были взяты в рассмотрение.

Задачей данной работы было обеспечить автоматический выбор схемы \bar{a} для изображения, не содержащегося в библиотеке J . Т.е. параметризовать каждую схему \bar{a} на основании значений параметров изображений из библиотеки J .

Решение поставленной задачи

На основании формулы (1) мы можем сформировать множество пар:

$$X = \left\{ (\bar{a}_i, j) : F(\bar{a}_i, j) = \max_{j \in J} \{F(\bar{a}_i, j)\} \right\} \quad (2)$$

где \bar{a}_i – схема обработки изображения, j – изображение из библиотеки J , а n – количество схем в библиотеке A' . В множестве X все схемы не повторяются и $|A'| = |X|$. Также можно сформировать множество пар:

$$Y = \left\{ (j_k, \bar{a}) : F(\bar{a}, j_k) = \max_{a \in A'} \{F(\bar{a}, j_k)\} \right\} \quad (3)$$

где \bar{a}_i – схема обработки изображения, j – изображение из библиотеки J , а m – количество

изображений в библиотеке J . Во множестве Y все изображения не повторяются, но одна и также схема может быть лучшей для нескольких изображений. В наборе X могут быть использованы не все изображения, заданные в библиотеке J . В наборе Y могут быть использованы не все фильтрационные последовательности, занесённые в библиотеку A' .

Если рассматривать каждое изображение как вектор значений текстурных параметров, можно представить набор пар X как множество точек в q мерном пространстве, где q – количество текстурных параметров, которые были взяты в рассмотрение.

С целью автоматизации выбора схемы обработки при поступлении нового изображения, необходимо задать «области» пространства, а не единичные точки. Т.е. необходимо поставить в соответствие некоторые фрагменты пространства каждой схеме обработки изображений.

Расширим набор X всеми изображениями, точность фильтрации которых схемой a_i больше предварительно заданного значения α :

$$X = \left\{ (a_i, j) : F(a_i, j) > \alpha, i = \overline{1, n}, j \in J \right\} \quad (4)$$

Для каждой схемы $\bar{a}_i \in A'$ может существовать некоторое множество изображений $J_{a_i}^\alpha \subseteq J$, которые после обработки схемой \bar{a}_i будут совпадать с соответствующими шаблонами из библиотеки J' , с предварительно заданной точностью α .

Таким образом, каждой имеющейся схеме \bar{a}_i соответствует k точек $k = |J_{a_i}^\alpha|$ в q мерном пространстве, где q – количество текстурных параметров, которые были взяты в рассмотрение. На основании этих точек можно построить подпространство и поставить его в соответствие схеме \bar{a}_i .

Практическая реализация. Рассмотрим расширенный набор X с учётом параметров изображений. Данные могут быть представлены в виде таблицы, со столбцами: изображение j , схема обработки \bar{a}_i , имя первого параметра изображения p_1 , имя второго параметра изображения p_2 и т.д., в таком случае каждой схеме обработки изображения ставится в соответствие набор значений текстурных параметров. Поиск подпространств на основании данных вышеописанной таблицы, заполненной на

основании формулы (4), было решено осуществлять при помощи параллельного генетического алгоритма (ПГА).

Описание алгоритма. ПГА должен осуществлять поиск подпространств, в пространстве, где каждое изображение является точкой. Особью данного ПГА является хромосома c – это упорядоченная последовательность генов $c = (g_1, g_2, \dots, g_h)$, длина которой q – равна числу параметров, выбранных для предварительного анализа изображения. Ген

$$g_i = [x_i; y_i], -1 \leq x_i \leq y_i \leq 1, i = \overline{1, h} \quad (5)$$

где q – это число параметров, рассчитываемых для предварительного анализа изображения. Ген является диапазоном отдельного параметра.

Начальная популяция генерируется случайным образом, большинство генов остаются равны $g_i = [-1; 1]$, и только некоторая часть произвольно выбранных генов получает значения из данных общей таблицы параметров изображений. Т.о., используется переменное число параметров.

Кроссинговер хромосом может осуществляться:

- 1) по принципу дискретной рекомбинации;
- 2) аналогично правилам промежуточной рекомбинации для нижней и верхней грани диапазона;
- 3) комбинированный кроссинговер.

В случае комбинированного кроссинговера, выбираются гены потомков из родительских особей по маске, аналогично дискретной рекомбинации. Часть генов полностью копируются из родительской особи, а значения остальных генов вычисляются аналогично правилам промежуточной рекомбинации, а не копируются из второй родительской особи, как в случае дискретной рекомбинации.

Мутация хромосом может происходить следующим образом:

- 1) изменение границ диапазонов на случайно выбранные из множества начальных данных допустимые значения текущего параметра;
- 2) мутация "отжигом";
- 3) смешанная мутация.

В случае мутации "отжигом" происходит изменение диапазона одного из параметров таким образом, чтобы получившееся решение покрывало только подпространство, в котором входят точки с наилучшим качеством сегментации изображений. Данная мутация предназначена для "сужения" подпространств, соответствующих текущей схеме фильтрации.

"Смешанная мутация" представляет собой комбинацию мутации "отжигом" и мутации, приведенной под номером "1" в списке. Выбор типа

оператора мутации происходит случайным образом, однако вероятность выбора того или иного типа оператора мутации зависит от номера поколения.

В алгоритме предложено несколько вариантов расчёта фитнес функции. Отбор родительских особей осуществляется по принципу «турнирного отбора». Промежуточная популяция сокращается методом селекции. В работе используется «островной» тип ПГА. Обмен особями параллельно развивающихся популяций происходит синхронно, с удалением из исходной популяции мигрирующей особи. Миграция особей однонаправленная, по кольцу. Мигрирующая особь выбирается случайным образом, не зависимо от значения фитнес функции.

Тестирование ПГА. Реализованные модификации ПГА тестировались на множестве изображений $|J|=375$ и множестве схем фильтрации $|A|=325$. Поиск производился в $q=62$ мерном пространстве. Были протестированы все выше описанные комбинации операторов. Наилучшей была модификация, использующая комбинированный кроссинговер и смешанную мутацию. Оптимальные значения вероятностей мутации (0.1-0.2) и кроссинговера (0.7-0.8), число параллельных популяций (3 - 5) – в зависимости от значений прочих параметров ПГА. Вероятность активации генов при генерации начальной популяции в диапазоне (0.2-0.6) в большинстве модификаций ПГА пропорционально влияла на среднее значение фитнеса по популяции, для лучшей особи популяции такой зависимости не наблюдалось. Значения вероятности обмена особями параллельно развивающихся популяций до 0.3 не приводят к «схождению» популяций к одинаковым областям поиска особей.

При тестировании найденных ПГА подпространств на изображениях, не содержащихся в библиотеке J , отмечена сильная зависимость от удалённости точки изображения в пространстве поиска от изображений множества J . Расширение библиотеки J должно решить данную проблему.

Выводы

В результате работы была формализована задача определения правила, позволяющего параметризовать методы (схемы) обработки изображений. Предложено решение указанной задачи на основании ПГА. Протестированы различные модификации ПГА. Полученные результаты позволяют производить автоматический выбор схемы фильтрации для УЗ изображения, изначально не содержащегося в библиотеке изображений и шаблонов, на основании данных которой осуществлялся поиск ПГА.

Література

1. Stoitsis J. A Modular Software System to Assist Interpretation of Medical Images — Application to Vascular Ultrasound Images / John Stoitsis, Spyretta Golemati, Konstantina S. Nikita // IEEE Transactions On Instrumentation And Measurement. – December 2006. – Vol. 55. – No. 6. – P. 1944-1952.
2. Loizou C., Pattichis C. Despeckle Filtering for Ultrasound Imaging and Video. Volume I: Algorithms and Software / Christos P. Loizou, Constantinos S. Pattichis. – Second Edition. – Synthesis Lectures on Algorithms and Software in Engineering 7:1. – 2015. – P.1-180.
3. Loizou C., Pattichis C. Despeckle Filtering for Ultrasound Imaging and Video. Volume II: Selected Applications / Christos P. Loizou, Constantinos S. Pattichis. – Second Edition. – Synthesis Lectures on Algorithms and Software in Engineering 7:2. – 2015. – P.1-180.
4. Rocha R. Automatic detection of the carotid lumen axis in B-mode ultrasound images / Rocha R., Silva J., Campilho A. // Comput Methods Programs Biomed. – 2014. – №115(3). – P.110-118.
5. Weszka J.S. A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification / J.S. Weszka, C. R. Dyer, A. Rosenfeld // IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics. – 1976. – Vol. Smc-6. – No. 4.
6. Pathak V. A new approach for finding an appropriate combination of texture parameters for classification / Pathak V., Dikshit // Geocarto International. – 2010. – 25(4). – P. 295-313.
7. Ruiz L.A. Texture feature extraction for classification of remote sensing data using wavelet decomposition: a comparative study / Ruiz L.A., Fdez-Sarría A., Recio J.A. // 20th ISPRS Congress. – 2004. – Vol. 35. – part B. – P.1109-1114.
8. Беликова Т.А., Скобцов В.Ю. Эволюционный поиск эффективных последовательностей фильтров в задаче бинаризации УЗ изображений // Труды ИПММ НАН Украины, Том 23, 2011г, С. 21-34.

Махно Т.О. Параметризація схем обробки УЗД сонних артерій за допомогою еволюційних алгоритмів. Автоматичний вибір методу (схеми) сегментації зображення потребує наявності правила, що встановлює відповідність між схемою і значеннями деяких параметрів поточного зображення. У даній роботі вирішується завдання визначення такого правила, що дозволяє параметризувати методи обробки зображень. Параметризація схем сегментації здійснюється за допомогою еволюційного алгоритму. Використовуються параметри зображення, розраховані на основі матриць суміжності яскравостей. Задача

вирішується для ультразвукових зображень сонних артерій людини.

Ключові слова: сегментація зображень, еволюційний алгоритм, матриці суміжності яскравості.

Makhno T. Parameterization of processing schemes for carotid ultrasound images using evolutionary algorithms. Nowadays, a lot of methods or sequences of image processing algorithms or, in other words, image processing schemes have been designed. Automatic selection of an image segmentation method (scheme) presupposes the existence of some rule which establishes a correspondence between a scheme (processing algorithms sequence) and the values of current image parameters. These rules allow parameterizing methods (schemes). So, there is a problem of determination of such rules. The solution of this problem is formalized and presented in the given paper. The parameterization of segmentation methods has been performed on the basis of an evolutionary algorithm. The algorithm searches for some set of texture parameters and their ranges. It allows us to assign some subspace in the whole space of all the texture parameters to each filtration scheme. Textural parameters are calculated on the basis of gray-level co-occurrence matrices. The proposed algorithm has been implemented and tested. 325 different image processing schemes have been used to test the algorithm. The comparison of different versions of the proposed algorithm has been conducted. The optimal parameters of evolutionary algorithms have been chosen: mutation probability, crossover probability, population size, number of generations, number of simultaneously developing populations, as well as the percentage of genes which are being activated on the initial step of population generation. Testing has been conducted on the basis of texture parameter values of ultrasound images of human carotid arteries.

Key words: image segmentation, evolutionary algorithm, gray-level co-occurrence matrices.

Рецензент д.т.н., професор Каргин Анатолій Алексеевич (ДонНУ)

Поступила 28.09.2015г

Махно Таїсія Олександрівна, м.н.с., Інститут Математики НАН України.

Makhno Taisiia, junior researcher, Institute of Mathematics National Academy of Sciences of Ukraine