

УДК: 004.932.72'1

DOI: 10.30987/2658-6436-2020-2-11-16

К.О. Джо, О.М. Гергет

## МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

*В данной статье рассмотрены методы и алгоритмы сегментации изображений, в частности МРТ головного мозга. Особое внимание уделено таким алгоритмам, как морфологический, k-mean, regiongrowing. Проанализированы результаты исследований, приведено подкрепление результата исследования статистическим и дисперсионным анализом.*

**Ключевые слова:** сегментация, МРТ изображения, новообразования головного мозга, точность сегментации, дисперсионный анализ, чувствительность, специфичность.

К.О. Joe, O.M. Gerget

## METHODS AND ALGORITHMS FOR IMAGE SEGMENTATION

*This study aim to find the optimal segmentation method for detecting brain tumors. For this purpose, the main methods from each group were selected: from stochastic-the method of cluster analysis of k-means, from structural-morphological, from mixed – region growing. The study was based on medical images of the brain, the sample includes 10 images. After segmenting the images, you need to find the best result. The result must be justified. As a result of the research, the method of region growing proved to be an effective method. The accuracy of the method is proved by statistical and variance analyses. The segmentation accuracy of the region growing is 89 %.*

**Keywords:** segmentation, MRI images, brain tumors, segmentation accuracy, variance analysis, sensitivity, specificity.

### Введение

В настоящее время в России наблюдается факт, связанный с увеличением числа выявленных новообразований головного мозга у трудоспособного населения. Ежегодно фиксируют в среднем около 23 случаев рака мозга на 100 тысяч пациентов [1]. Одной из наиболее информативной модальностью при диагностировании (скрининге) новообразований является магнитно-резонансная томография(МРТ). Однако необходимы методы, которые позволяют, минимизируя потери выходных данных, достичь хороших результатов при распознавании изображений. К таким методам можно отнести методы сегментации и контурирования анатомических структур.

### Анализ методов сегментации

Методы сегментации делятся на структурные, стохастические, смешанные (гибридные).

Для работы структурного метода необходима информация о структуре сегментируемого объекта. Главное преимущество этой группы методов – сегментирование отдельного органа или нужной анатомической структуры. Качество сегментации напрямую зависит от качества анализируемого изображения, в частности, шумы, имеющиеся на изображении, могут повлиять на качество сегментации. Структурные методы обладают одним важным недостатком – они не могут быть автоматизированы, поскольку определение входных нулевых параметров осуществляется оператором.

Сегментация на основе стохастических методов осуществляется посредством математического анализа данных и стохастических методов определения анатомических структур по исследуемым МРТ изображениям. Рассматриваемый метод может быть автоматизирован. Качество сегментации и точность определения границ зависят от

начальных параметров, что дает возможность алгоритму адаптироваться к шуму изображения.

Смешанные (или гибридные) методы состоят из характеристик и структурных, и стохастических методов сегментации.

В работе из группы структурных методов приведем морфологический метод (рис.1). Математическая морфология ориентирована на изучение структуры и формы множеств однотипных объектов. Морфологический метод нельзя отнести к самостоятельным алгоритмами сегментации, поскольку в ходе исследования он показал себя как предварительный или промежуточный этап сегментации.

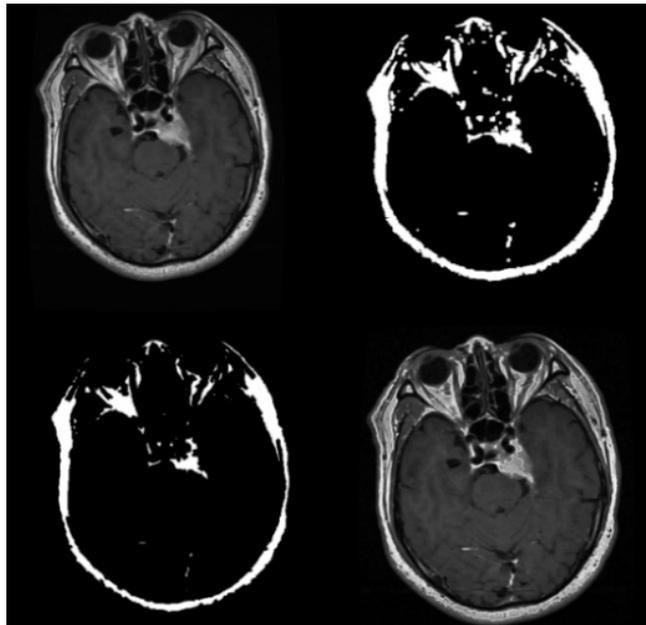


Рис. 1 – Результат работы морфологического метода на МРТ-изображении мозга

Из стохастических – метод кластерного анализа классификацией k-средних (рис.2). Рассматриваемый метод основан на итеративном подходе, то есть каждый раз рассчитывается центр кластера, а алгоритм предполагает использование только исходных значений переменных.

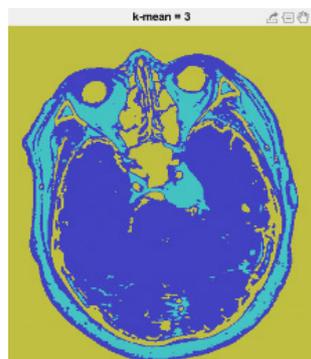


Рис. 2 – Результат работы метода кластерного анализа на МРТ-изображении мозга

Из смешанных – метод наращивания регионов. Наращивание регионов (рис.3), как и морфологический метод, зачастую является предварительным этапом или же частью более сложной сегментации.

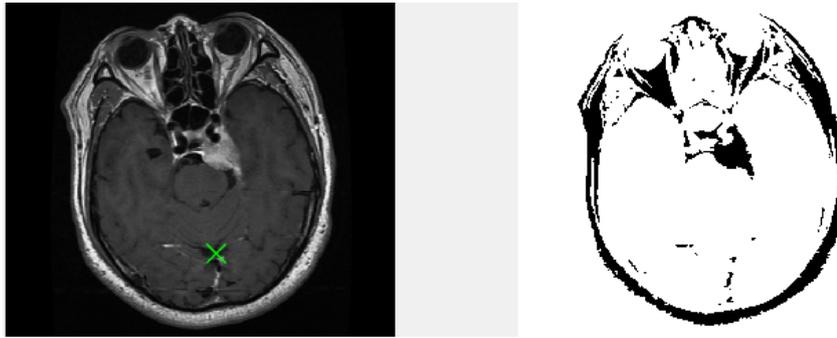


Рис. 3 – Результат работы метода наращивания регионов на МРТ-изображении мозга

Сравнивая методы, их качество и точность определения новообразований, наиболее лучший результат оказался у метода наращивания регионов (Region Growing).

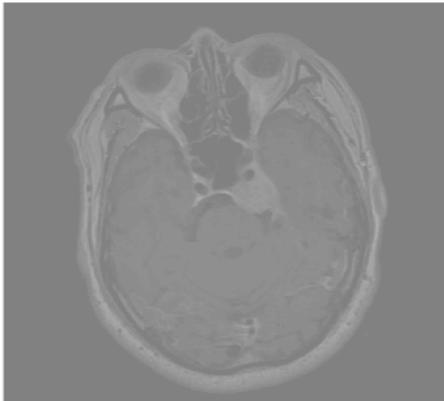


Рис. 4 – Исходное изображение

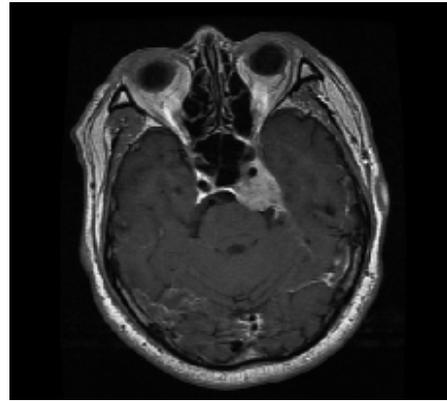


Рис. 5 – Предобработка изображения

На рис.6 приведен основной блок алгоритма Region Growing, реализация которого позволяет вычислить координаты соседнего пикселя и проверить принадлежность пикселя рассматриваемому объекту исследования.

```

for j=1:4
    % Вычисляем координаты соседнего пикселя
    xn = x +neighb(j,1); yn = y +neighb(j,2);

    % Проверяем, находится ли сосед внутри или снаружи изображения
    ins=(xn>=1) && (yn>=1) && (xn<=Isizes(1)) && (yn<=Isizes(2));

    % Добавляем соседний пиксель, если он внутри, а не уже в сегментированной области
    if(ins&&(J(xn,yn)==0))
        neg_pos = neg_pos+1;
        neg_list(neg_pos,:) = [xn yn g(xn,yn)]; J(xn,yn)=1;
    end
end
    
```

Рис. 6 – Нахождение соседних пикселей

Исследуемый метод использует параметр остановки метода. Данным параметром может являться одинаковая (однородная) интенсивность или границы изображения. Для того, чтобы метод начал работать, задается первый пиксель (точка), который выбирается вручную.

### Оценка методов сегментации

Для того, чтобы оценить исследуемые методы сегментации были определены точность, чувствительность и специфичность, определено распределение данных выборки и проведен

дисперсионный анализ.

Определение точности сегментации

В исследовании под точностью понимается соотношение верно сегментируемой области на изображении. Однако этого недостаточно, так как метод может выделить сегмент, который лишь частично является основной истинной площадью. Точность включает в себя истинно-положительные результаты, ложные срабатывания и точность.

Для определения точности было предпринято решение использовать F-меру. F-мера базируется на полноте (recall) и точности (precision).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP},$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN},$$

где TP — истинно-положительные результаты – верно сегментируемое изображение;

FP — ложноположительные результаты – сегментируемый объект был не полностью выделен;

FN — ложноотрицательные результаты – сегментация прошла неуспешно.

F-мера также является средним между точностью и полнотой и рассчитывается по формуле:

$$F = (\beta^2 + 1) \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\beta^2 \text{Precision} + \text{Recall}},$$

где  $\beta$  принимает значения в диапазоне  $0 < \beta < 1$ , в случае, если отдан приоритет точности, а при  $\beta > 1$  приоритет отдается полноте. При  $\beta = 1$  получается сбалансированная F-мера (также ее называют  $F_1$ ). Результаты представлены в таблице 1.

Таблица 1. Нахождение F-меры

	TP	FP	FN	F <sub>1</sub>	F
Морфологический метод	2	5	3	0.16	16.8
Сегментация методом кластеризации (k-mean)	4	3	3	0.28	28.85
Region growing	6	3	1	0.4	87.98

Таким образом, наивысшая точность и полнота сегментации выделена у метода наращивания регионов (Region growing) – 87,98 %. Исследования проводились на одних и тех же изображениях.

Определение чувствительности и специфичности

Чувствительность (истинно положительная пропорция) отображает часть позитивных результатов, которые безошибочно идентифицированы.

$$\text{Чувствительность} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

Специфичность отражает процент отрицательных результатов, которые безошибочно идентифицированы.

$$\text{Специфичность} = \frac{TN}{FP + TN} \times 100\%$$

Таблица 2. Определение чувствительности и специфичности

	TP	FP	FN	TN	Чувствительность, %	Специфичность, %
Морфологический метод	2	5	3	2	40	28.57
Сегментация методом кластеризации (k-mean)	4	3	3	4	57.14	57.14
Regiongrowing	6	3	1	6	85.71	66.67

Полученные значения чувствительности тестов, отображены в таблице 3. На чувствительность и точность сегментации безусловно влияют входные параметры. Изображение может не иметь достаточной контрастности или иметь шум.

#### Дисперсионный анализ

С целью дополнительной оценки качества сегментации изображений на основе рассмотренных методов был проведен дисперсионный анализ.

Если в результате выполнения дисперсионного анализа, средние значения случайной величины различаются несущественно, то согласно критерию Фишера, нулевая гипотеза о равенстве факторной и остаточной дисперсии невозможно отвергнуть [5]. В результате проведения анализа исследуемых методов оценка факторной дисперсии больше остаточной дисперсии, что говорит о том, что нулевая гипотеза может быть отвергнута.

В результате дисперсионного анализа был вычислен  $f_{\text{набл}}$ :

$$f_{\text{набл}} = \frac{2309.64}{1866.37} = 1.24$$

$$f_{\text{кр}}(\alpha=0.025) = 3.37.$$

Так как критерий Фишера наблюдения больше критического значения, нулевая гипотеза  $H_0$  равенства групповых средних отвергается, то есть имеется значимое различие.

### Заключение

Результатом исследования является подбор оптимального метода для сегментации МРТ изображений, который подкреплен статистическим анализом, а также проведенным дисперсионным анализом. Более качественным методом является метод наращивания регионов, показавший наибольшее значение точности сегментации на исследуемой выборке изображений головного мозга.

#### Список литературы:

1. Рыкова, А. Статистика заболеваемости раком мозга в России / А. Рыкова, А. Лушникова // [Электрон. ресурс]. Дата обновления: 17.09.2019. URL: <https://russian.rt.com/russia/news/668870-rak-mozga-rossiya-statistika> (дата обращения 8.04.2020).
2. Haralick, R.M., Sapiro L.G. Image Segmentation Techniques. Computer Vision, Graphics and Image Processing / R.M. Haralick, L.G. Sapiro // Pp. 100-132, 1985.
3. Morse, B.S. Lecture Segmentation. Brigham Young University, 2000.
4. Pham, D.L., Xu, C., Prince, J.L. Current Methods in Medical Image Segmentation. Annual Review of Biomedical Engineering / D.L. Pham, C. Xu, J.L. Prince, // Pp. 315-337, 2000.
5. F-критерий Фишера [Электрон. ресурс]. URL: <https://sites.google.com/site/matmetodpd/f-kriterij-fisera> (дата обращения 10.04.2020).

#### References:

1. Rykova, A. Statistika zaboлеваemosti rakom mozga v Rossii / A. Rykova, A. Lushnikova // [Elektron. resurs]. Data obnovleniya: 17.09.2019. URL: <https://russian.rt.com/russia/news/668870-rak-mozga-rossiya-statistika> (data obrashcheniya 8.04.2020).
2. Haralick, R.M., Sapiro L.G. Image Segmentation Techniques. Computer Vision, Graphics and Image Processing / R.M. Haralick, L.G. Sapiro // Pp. 100-132, 1985.
3. Morse, B.S. Lecture Segmentation. Brigham Young University, 2000.
4. Pham, D.L., Xu, C., Prince, J.L. Current Methods in Medical Image Segmentation. Annual Review of Biomedical Engineering / D.L. Pham, C. Xu, J.L. Prince, // Pp. 315-337, 2000.
5. F-kriterij Fishera [Elektron. resurs]. URL: <https://sites.google.com/site/matmetodpd/f-kriterij-fisera> (data obrashcheniya 10.04.2020).

*Статья поступила в редколлегию 27.04.2020.  
Рецензент: канд. техн. наук, доцент,  
Брянский государственный технический университет  
Подвесовский А.Г.  
Статья принята к публикации 07.05.2020.*

**Сведения об авторах:**

**Джо Карина Олеговна**

Магистрант Томского политехнического  
университета (Томск, Россия)  
E-mail: karina1@tpu.ru

**Гергет Ольга Михайловна**

д.т.н., профессор Инженерной школы  
информационных технологий и робототехники  
Томского политехнического университета  
E-mail: gerget@tpu.ru

**Information about authors:**

**Jo Karina**

Master student of Tomsk Polytechnic University  
E-mail: karina1@tpu.ru

**Gergert Olga**

Full Doctor, Professor of Tomsk Polytechnic  
University  
E-mail: gerget@tpu.ru