

**University:** Sharif University of Technology

**Department:** Electrical Engineering

**Course Name:** Medical Signal and Image Processing Lab

---

## Lab 9 Report

---

**Student Name:** Ali Shahbazi, Zahra Kavian, MohammadReza Safavi

**Student ID:** 98101866, 98102121, 98106701

**Instructor:** Dr. Sepideh Hajipour

Academic Semester: 2023 Spring

## فهرست مطالب

۱	بخش تئوری
۳	بخش شبیه‌سازی

## فهرست تصاویر

۳	تشخیص بافت به کمک الگوریتم Region Growing	۱
۴	خوشه بندی سه تصویر داده شده با استفاده از تابع kmeans متلب	۲
۵	خوشه بندی سه تصویر داده شده با استفاده از الگوریتم K-means	۳
۶	خوشه‌بندی با استفاده از FCM	۴
۹	Caption	۵
۹	کانتور اولیه ترسیم شده پیش از اجرای الگوریتم	۶
۱۰	کانتور به دست آمده پس از اجرای الگوریتم	۷
۱۰	کانتور نهایی به دست آمده	۸

اثبات.

$$J_m = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_m}{\partial c_{j'}} &= \frac{\partial}{\partial c_{j'}} \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \\ &= \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \frac{\partial}{\partial c_{j'}} (\mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2) \\ &= \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \frac{\partial}{\partial c_{j'}} (\mu_{ij}^m (x_i - c_j)^T (x_i - c_j)) \\ &= \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \frac{\partial}{\partial c_{j'}} (\mu_{ij}^m (x_i^T x_i - c_j^T x_i + c_j^T c_j - x_i^T c_j)) \\ &= \sum_{i=1}^D \sum_{j=j'}^N 2\mu_{ij}^m (x_i - c_j) (-1) \\ &= \sum_{i=1}^D 2\mu_{ij'}^m (x_i - c_{j'}) (-1) \end{aligned} \tag{۱}$$

$$\frac{\partial J_m}{\partial c_{j'}} = 0 \xrightarrow{1} \sum_{i=1}^D 2\mu_{ij'}^m (x_i - c_{j'}) (-1) = 0$$

$$\sum_{i=1}^D \mu_{ij'}^m (x_i - c_{j'}) = 0$$

$$\sum_{i=1}^D \mu_{ij'}^m c_{j'} = \sum_{i=1}^D \mu_{ij'}^m x_i$$

$$c_{j'} = \frac{\sum_{i=1}^D \mu_{ij'}^m x_i}{\sum_{i=1}^D \mu_{ij'}^m}$$

□

اثبات.

$$J_m = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2$$

در این قسمت باید دقت کرد که علاوه بر ترم معمولی که قبلا داشتیم و باید بهینه‌سازی روی آن انجام دهیم، یک ترم دیگر نیز داریم که قید مسئله است. از آنجایی که  $\mu_{ij}$  میزان تعلق هر ذره  $i$  به هر خوشه  $j$  را نشان می‌دهد، بنابراین داریم:

$$\sum_{j=1}^N \mu_{ij} = 1$$

یعنی مجموع تعلق یک نقطه به خوشه‌ها برابر ۱ شود. این ترم را می‌توان توسط ضرایب لاگرانژ در تابع هزینه وارد کرد.

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_m}{\partial \mu_{i'j'}} &= \frac{\partial}{\partial \mu_{i'j'}} \left( \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 + \sum_{i=1}^D \lambda_i \left(1 - \sum_{j=1}^N \mu_{ij}\right) \right) \\ &= \sum_{i=i'} \sum_{j=j'} m \mu_{ij}^{m-1} \|x_i - c_j\|^2 - \lambda_i \\ &= m \mu_{i'j'}^{m-1} \|x_{i'} - c_{j'}\|^2 - \lambda_{i'} \end{aligned} \quad (۲)$$

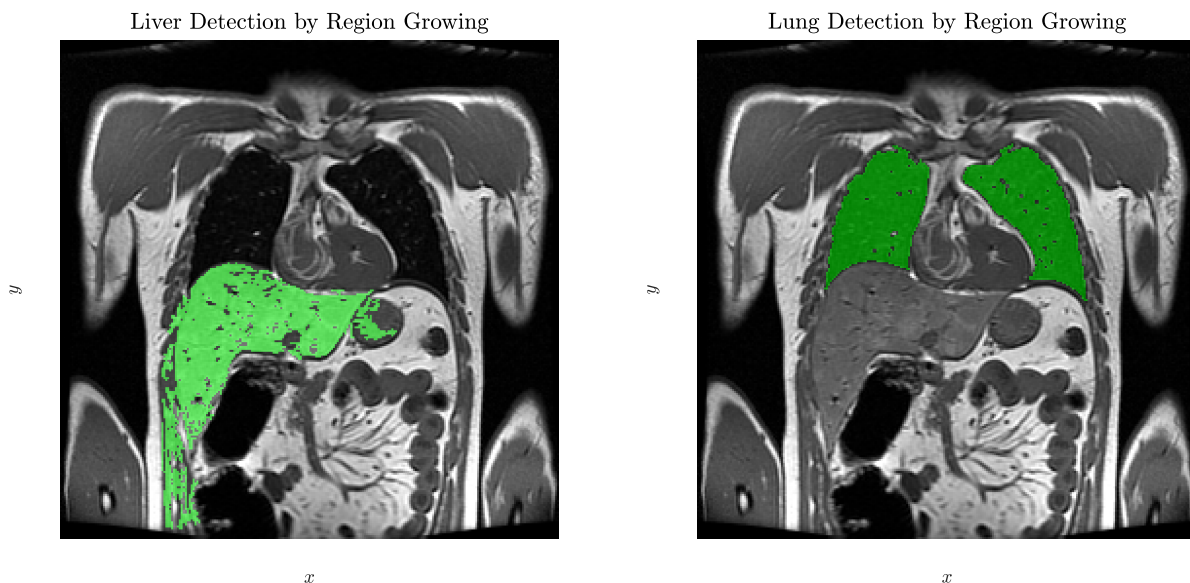
$$\begin{aligned} \frac{\partial J_m}{\partial \mu_{i'j'}} = 0 &\stackrel{2}{\implies} m \mu_{ij}^{m-1} \|x_i - c_j\|^2 - \lambda_i = 0 \\ \mu_{ij} &= \left( \frac{\lambda_i}{m \|x_i - c_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \end{aligned} \quad (۳)$$

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^N \mu_{ij} &= \sum_{j=1}^N \left( \frac{\lambda_i}{m \|x_i - c_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} = 1 \\ \implies \lambda_i &= \left( \sum_{j=1}^N (m \|x_i - c_j\|^2)^{\frac{1}{1-m}} \right)^{1-m} \\ \stackrel{3}{\implies} \mu_{ij} &= \left( \frac{\left( \sum_{k=1}^N (m \|x_i - c_k\|^2)^{\frac{1}{1-m}} \right)^{1-m}}{m \|x_i - c_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \\ \implies \mu_{ij} &= \frac{\sum_{k=1}^N (m \|x_i - c_k\|^2)^{\frac{1}{1-m}}}{(m \|x_i - c_j\|^2)^{\frac{1}{m-1}}} \\ \implies \mu_{ij} &= \frac{1}{\sum_{k=1}^N \left( \frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \end{aligned}$$

□

## ۲ بخش شبیه‌سازی

(۱) برای این کار ابتدا یک نقطه درون بافت ریه چپ و ریه راست پیدا می‌کنیم. سپس در یک همسایگی  $3 \times 3$  مقادیر روشنایی تصویر را میانگین گرفته و به عنوان روشنایی مرجع برای هر ریه در نظر می‌گیریم. حال یک ماتریس mask می‌سازیم که اندازه‌ی آن برابر با اندازه تصویر و درایه‌های آن تماماً صفر هستند. از نقطه‌ی اولیه برای هر بافت شروع می‌کنیم و همسایه‌های آن (راست، بالا، چپ، پایین) را بررسی می‌کنیم. اگر مقدار متناظر آن‌ها در mask صفر باشد یعنی بررسی نشده‌اند. با هر بار بررسی هر پیکسل در تصویر، اگر روشنایی آن نقطه در محدوده‌ی  $(Luminance - Threshold)$  to  $(Luminance + Threshold)$  قرار گرفت، مقدار متناظر آن در mask برابر 1 شده و اگر در این محدوده نباشد، برای جلوگیری از بررسی مجدد، مقدار آن برابر 1- تنظیم می‌شود. اینگونه می‌توان سرعت پردازش را بیشتر کرد. هنگامی که دیگر نقطه‌ای به cluster ما اضافه نشود الگوریتم به پایان می‌رسد. به‌ازای مقادیر آستانه‌ی 25 برای ریه راست فرد، آستانه‌ی 20 برای ریه چپ فرد و آستانه‌ی 20 برای کبد، نتایج در شکل ۱ نشان داده شده است. همانطور که دیده می‌شود، شباهت بسیار بالایی با مثال‌های دستور کار دارد. بافت ریه به‌خوبی تشخیص داده شده است و بافت کبد با کمی خطا قابل قبول است.

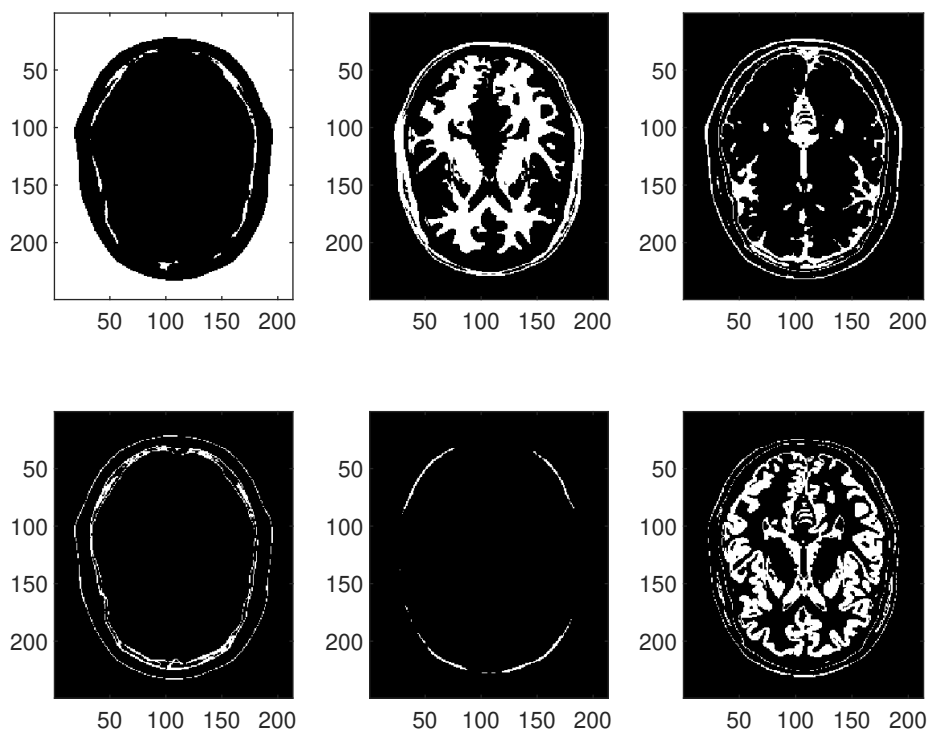


(ب) تشخیص بافت کبد

(آ) تشخیص بافت ریه

شکل ۱: تشخیص بافت به کمک الگوریتم Region Growing

(۲) ابتدا ویژگی هر سه لایه هر تصویر، برای هر پیکسل کنار هم قرار داده می شود. با استفاده از تابع kmeans متلب، این سه تصویر ادغام شده، به شش ناحیه تقسیم می شوند. شکل ۲ شش تصویر حاصل از این clustering نشان می دهد.



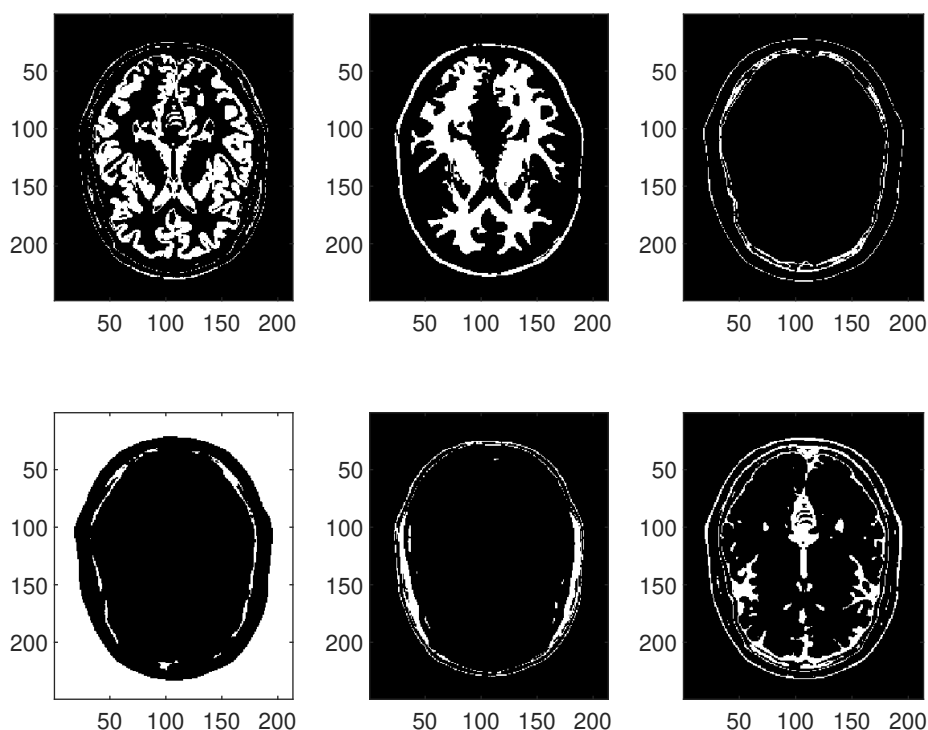
شکل ۲: خوشه بندی سه تصویر داده شده با استفاده از تابع kmeans متلب

۳) در این بخش، تابع kmeans پیاده سازی می شود. ابتدا مرکز خوشه های مورد نظر به طور رندوم تعیین می شود. سپس فاصله هر پیکسل تا مرکز همه خوشه ها محاسبه شده و به خوشه ای که کمترین فاصله دارد، نسبت داده می شود.

بعد از تعیین خوشه هر پیکسل، میانگین نمونه های هر خوشه به عنوان مرکز جدید شناخته می شود. بار دیگر خوشه متناظر هر پیکسل تعیین شده و مرحله قبلی تا جایی پیش می رود که پیکسل های هر خوشه در دو مرحله متوالی تغییر نکنند.

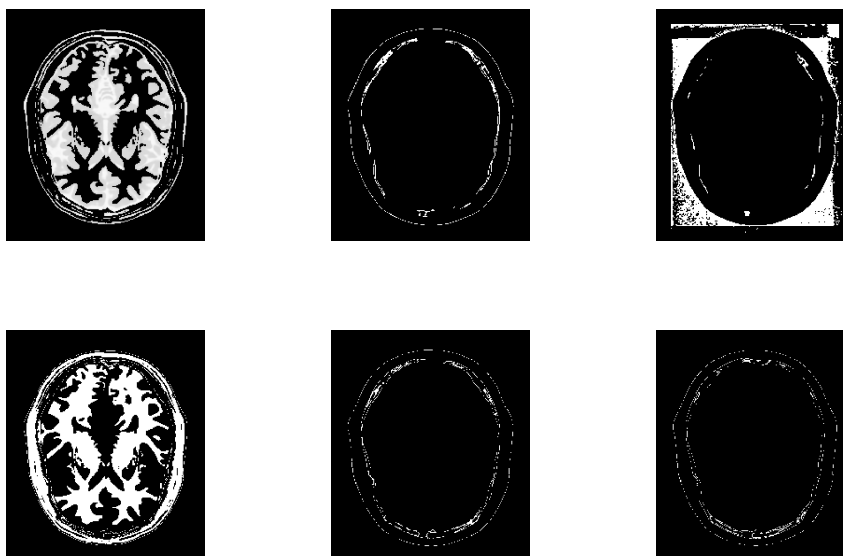
نتیجه خوشه بندی سه تصویر قسمت در شکل ۳ نشان داده شده است.

هر دو تصویر ۲ و ۳ شباهت قابل قبولی دارند.



شکل ۳: خوشه بندی سه تصویر داده شده با استفاده از الگوریتم K-means

۴) مراحل را مشابه بخش دوم انجام می‌دهیم و سپس با استفاده از تابع fcm ناحیه‌بندی را انجام می‌دهیم و خروجی را ترسیم می‌کنیم تا به شکل ۴ برسیم.



شکل ۴: خوشه‌بندی با استفاده از FCM

مشاهده می‌شود عملکرد این الگوریتم تقریباً مشابه الگوریتم k-means است



(۵) در روش segmentation به دنبال تمیز دادن ناحیه مورد نظر (با ویژگی و اطلاعات مشخص) از تصویر background است.

در روش region growing با آستانه گذاری روی پیکسل های اطراف یک یا چند پیکسل اولیه انتخاب شده، این بخش بندی انجام می شود.

برای بهبود این روش، می توان این آستانه گذاری را بهبود بخشید؛ به عنوان مثال علاوه بر در نظر گرفتن آستانه شدت روشنایی اطلاعات بافت (جنس بافت، وجود یا عدم وجود رگ و یا ...) برای آستانه گذاری در نظر گرفت.

همچنین می توان از الگوریتم ژنتیک برای ارزیابی بخش بندی انجام شده استفاده نمود. شبه کد زیر می توان برای الگوریتم ژنتیک در نظر گرفت:

Initial phase: Initially the populations of the chromosomes  $d(d = 1, 2, \dots N)$  are generated randomly.  $N$  denotes the size of the population.

Fitness function: Fitness value of each parameter is calculated and the chromosome which has the highest fitness value is selected as the best chromosome.

- Mutation: In the mutation process chromosome values are changed according to the probability. To do the mutation process, probability should be set low.

- Crossover: After mutation, one or more parent chromosomes are selected using roulette wheel and new solution is created.

- Evaluation: Then the fitness of the new solution is calculated.

$$F = best(GT_i); \quad i = 1, 2, \dots N$$

$GT_i$  grey threshold. If the new fitness value is better than the current fitness value, it replaces the current value. This process is continued until the termination criterion is reached.

۶) مدل کانتور فعال یا مار (snake) active contour model یک روش مبتنی بر کمینه کردن انرژی spline (انرژی snake بسته به محل قرارگیری و شکل تصویر). مکان های کمینه انرژی با خواص تصویر موردنظر مطابقت دارد.

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s))ds = \int_0^1 (E_{internal}(v(s)) + E_{img}(v(s)) + E_{con}(v(s)))ds$$

$$E_{internal} = E_{cont} + E_{curv}$$

(continuity of the contour + smoothness of the contour)

$$E_{img} = w_{line}E_{line} + w_{edg}E_{edg} + w_{term}E_{term}$$

$$E_{line} = I(x, y) \quad (\text{intensity of image})$$

$$E_{edg} = -|\lambda I(x, y)|^2 \quad (\text{image gradient})$$

$$E_{term} = \frac{\partial \theta}{\partial n_{\perp}} \quad (\text{termination functional of energy})$$

where:

$$\theta = \arctan\left(\frac{C_y}{C_x}\right)$$

$$C(x, y) = G_{\sigma}.I(x, y) \quad (\text{smoothed image})$$

$$n = (\cos \theta, \sin \theta) \quad (\text{unit vectors along the gradient direction})$$

$$n_{\perp} = (-\sin \theta, \cos \theta) \quad (\text{unit vectors perpendicular to the gradient direction})$$

Level-set یکی از روش های کانتور فعال active contour است که برای خوشه بندی تصاویر با توپولوژی پیچیده و پیدا کردن مرز در آنها استفاده می شود؛ به ویژه در تصاویر با ناهمگنی زیاد (تصاویر پزشکی نظیر fMRI).

Level-set به دو دسته تقسیم می شوند:

based on edge -

به طور کلی به صورت زیر تعریف می شود:

$$F(\phi) = \mu R(\phi) + E(\phi)$$

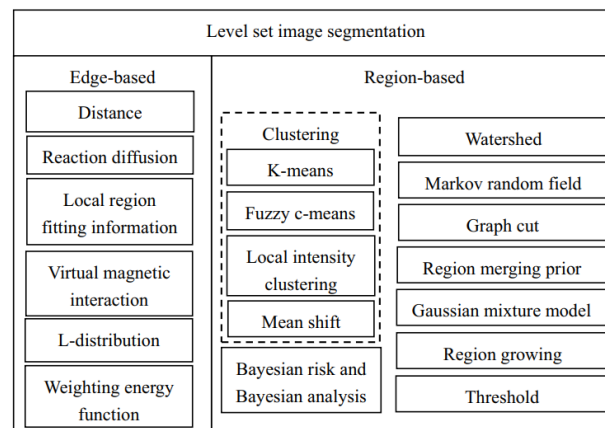
Where:

the first term (regularization term) is to maintain evolution contour when the curve close to zero level-set.

the second term (energy term) is the external energy.

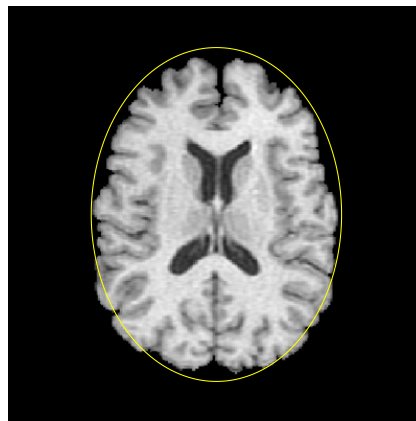
based on region-

که روش های استفاده شده برای هر دسته در شکل ۵ نشان داده شده است.



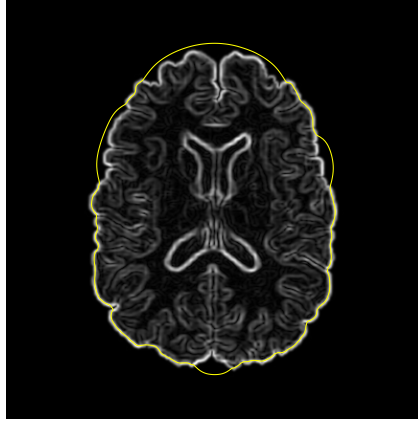
شکل ۵: Caption

با اجرای کد دمو، مشاهده می‌کنیم ابتدا یک کانتور فرضی برای ناحیه‌بندی در نظر گرفته شده است (دانش پیشین ما از عکس). این کانتور اولیه در شکل ۶ آمده است.



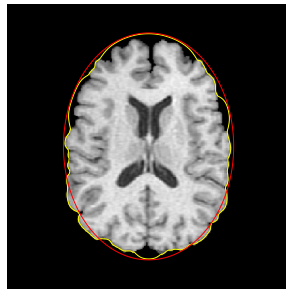
شکل ۶: کانتور اولیه ترسیم شده پیش از اجرای الگوریتم

سپس با اجرای الگوریتم مذکور، پس از چند گام، کانتور رسم شده را آپدیت می‌کنیم تا به شکل ۷ برسیم.



شکل ۷: کانتور به دست آمده پس از اجرای الگوریتم

در نهایت با تکمیل کانتور به دست آمده، به ناحیه بندی نهایی می‌رسیم که در شکل ۸ آمده است.



شکل ۸: کانتور نهایی به دست آمده