

بسم تعالی



آزمایشگاه پردازش سیگنال ها و تصاویر پزشکی

گزارش آزمایش ۹ : ناحیه بندی تصاویر پزشکی

امیرحسین زاهدی ۹۹۱۰۱۷۰۵

آرشام لولوهری ۹۹۱۰۲۱۵۶

پاییز ۱۴۰۲

می‌خواهیم این رابطه را اثبات کنیم.

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m}$$

تابع J_m را می‌خواهیم نسبت به c_j و z_j مینیمم کرد:

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

D تعداد داده و N تعداد خوشه است. m نیز به تریب بر می‌گردد.

برای مینیمم سازی می‌توانیم مشتق عبارت را یکبار بر حسب c_j و یکبار بر حسب z_j بگیریم

$$\Rightarrow \frac{\partial J_m}{\partial c_j} = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m (-2c_j)(x_i - c_j) \Rightarrow$$

$$\sum_{j=1}^N f(c_j) \left[\sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m (x_i - c_j) \right] = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m x_i = \sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m c_j$$

$$\Rightarrow c_j = \frac{\sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^D \mu_{ij}^m}$$

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

حال فرض می‌کنیم c_j ثابت است و نسبت به z_j مشتق می‌گیریم.

$$\frac{\partial J_m}{\partial z_j} = m \mu_{ij}^{m-1} \|x_i - c_j\|^2 - \sum_{k=1}^N \|x_i - c_k\|^2 = 0 \Rightarrow$$

$$\mu_{ij}^{m-1} = \sum_{k=1}^N \|x_i - c_k\|^2 / \|x_i - c_j\|^2 \Rightarrow$$

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \left(\frac{\|x_i - c_k\|}{\|x_i - c_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

سوال 1:

در کد این بخش، مرکز شش ها و کبد به صورت چشمی و از روی تصویر اصلی به صورت حدودی تعیین شده، سپس مقدار روشنایی تصویر در آن نقاط خوانده شده است. برای تعیین نقاط مربوط به هر ارگان، یک ترشولد تعیین شده (به صورت درصدی از روشنایی نقطه مرکزی ارگان) که اگر فاصله روشنایی نقاط همسایه از این مقدار، کمتر از این ترشولد باشد، آن نقطه بعنوان عضوی از ارگان انتخاب میشود. برای هر ارگان در یک حلقه **while** جداگانه، مرحله به مرحله نقاط همسایه ی نقاطی که قبلا به عنوان پیکسل های ارگان انتخاب شده بودند، به روش بالا بررسی میشوند.

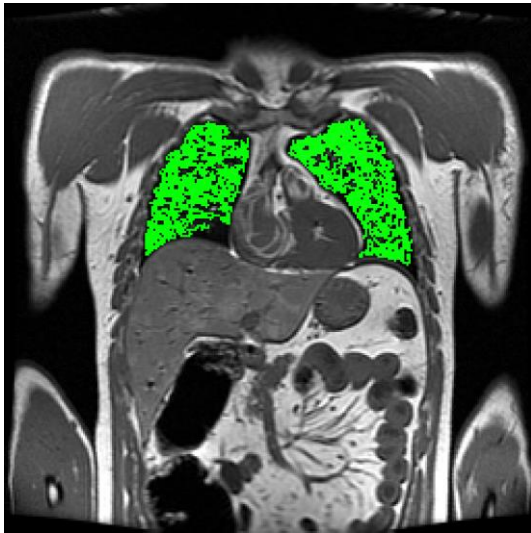
برای بررسی کبد، با توجه به اینکه تعداد نقاط زیادی به اشتباه بعنوان اعضای کبد تشخیص داده میشوند، محدودیت فاصله از نقطه مرکزی تعیین کردیم تا در صورتی که فاصله پیکسل ها از مرکز کبد، بیش از حد بود، فرایند جستجو متوقف شود.

تصویر اولیه به صورت زیر است:

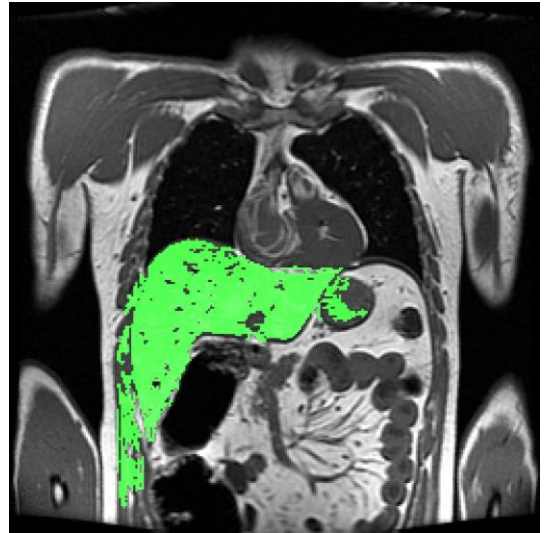


در نهایت سه ارگان مذکور به صورت زیر تشخیص داده میشوند:

Lungs Detected



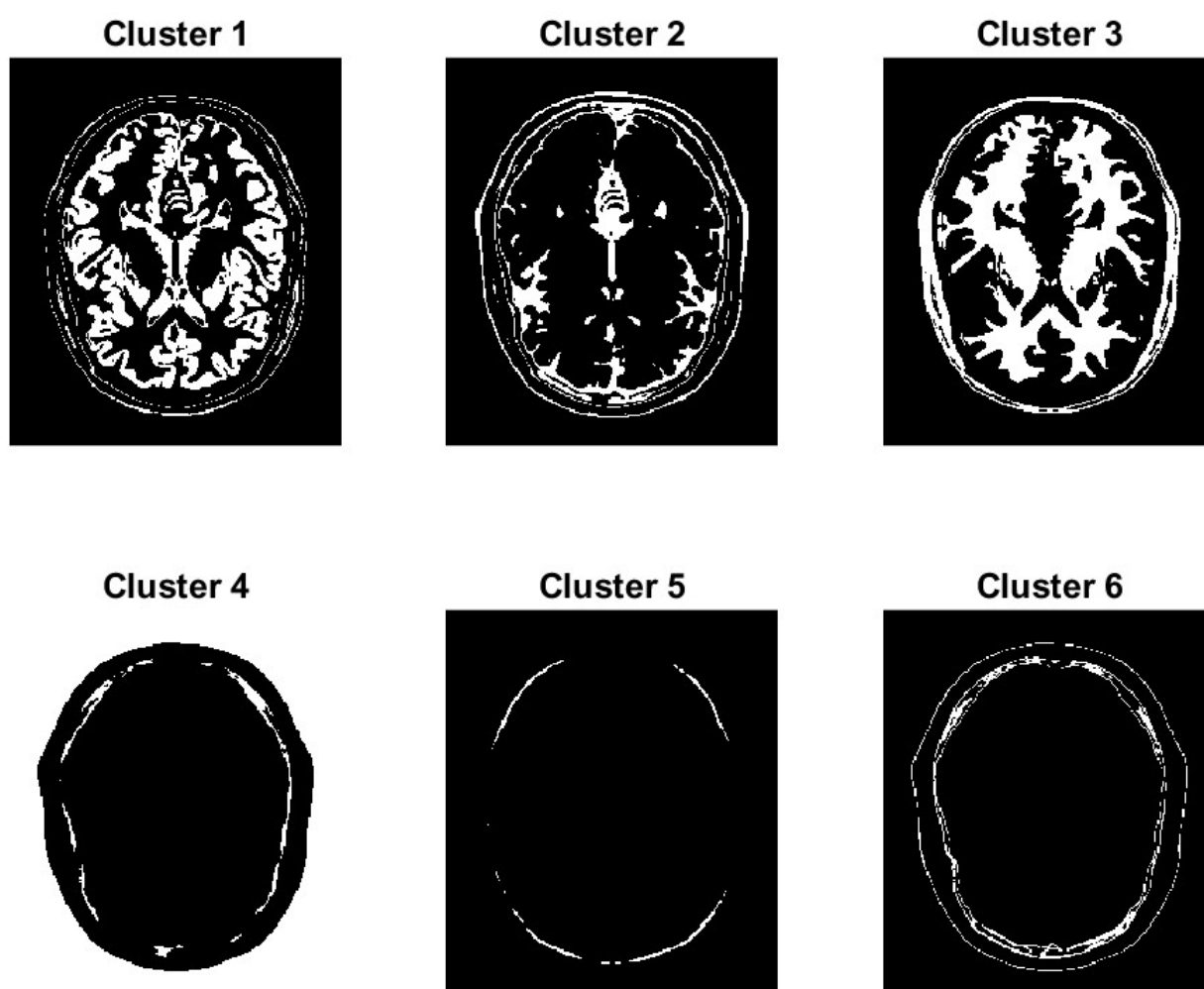
Liver Detected



سوال ۲:

در این بخش ابتدا بردار ویژگی هر تصویر با بدست می آوریم و سپس این سه تصویر را ترکیب می کنیم به صورتی که ردیف ها پیکسل ها باشند و ستون ها میزان روشنایی هر پیکسل در هر کدام از عکس ها، یعنی هر پیکسل سه ویژگی ناشی از میزان روشنایی اش در سه تصویر داده شده دارد.

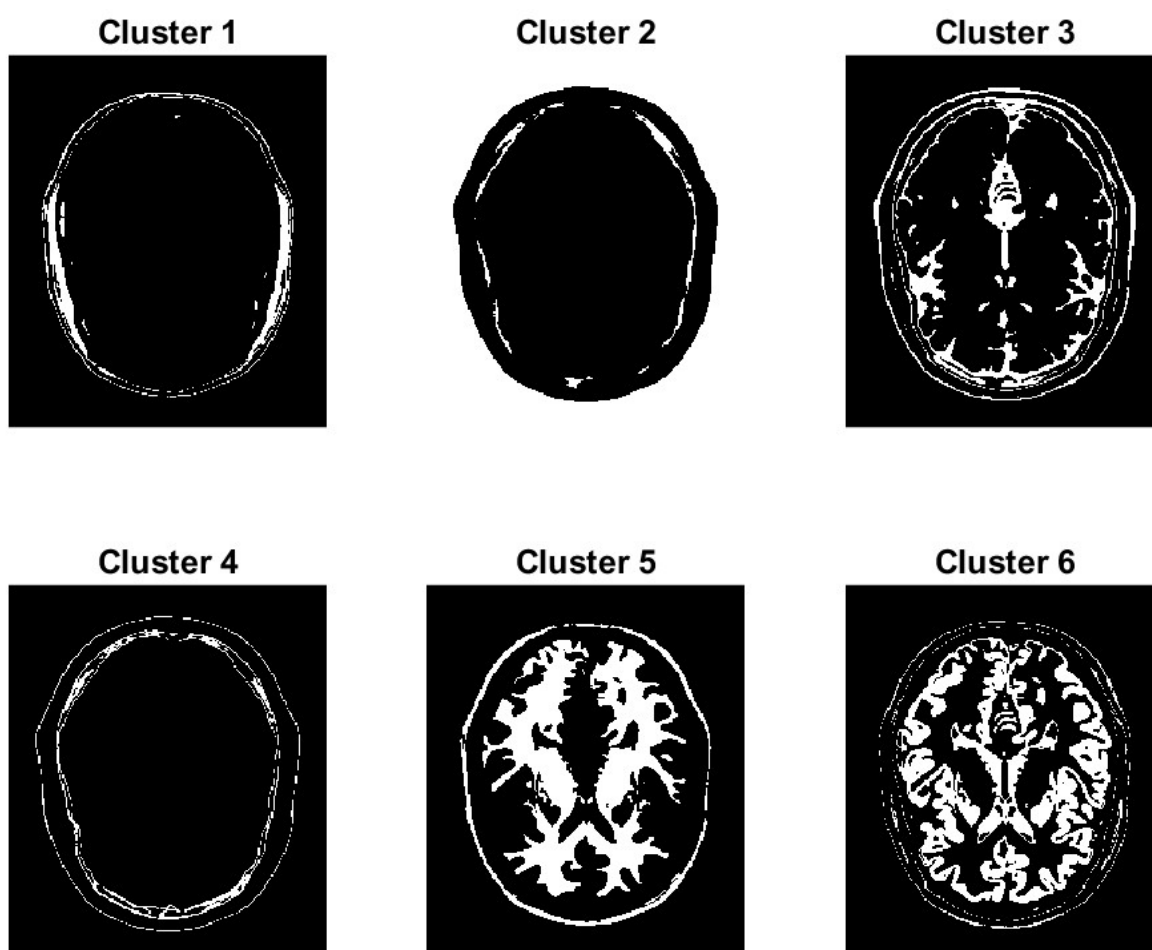
پس از بدست آوردن ویژگی ها از تابع kmeans در متلب استفاده می کنیم تا ۶ خوشه بندی بدست آوریم. خوشه بندی ها به شکل زیر هستند:



مشاهده می کنیم که تا حد خوبی White matter از Gray matter جدا شده است. همچنین سه خوشه هم در ارتباط با نواحی جمجمه و ... بدست آمده اند.

سوال ۳:

برای پیاده سازی روش k-means ابتدا ۶ نقطه به صورت رندوم به عنوان مرکز انتخاب می کنیم. سپس با استفاده از همان بردار ویژگی ها، تمام پیکسل ها را گروه بندی می کنیم. سپس مجدد با استفاده از میانگین گیری از ویژگی های پیکسل های هر گروه، مرکز های هر گروه را آپدیت می کنیم. مجدد گروه بندی را با الگوریتم اقلیدسی بدست می آوریم. این سیکل را تکرار می کنیم تا زمانی که مراکز مرحله بعدی نسبت به مرحله قبل تقریباً تغییری نکنند. تصویر کلاستر های بدست آمده به صورت زیر است: $\text{Convergence cycles} = ۳۲$



نتایج شبیه تابع خود متلب است که نشاندهنده عملکرد مناسب تابع پیاده شده است.

سوال ۴:

در این بخش نیز گروه بندی ها را بدست می آوریم ولی اینبار از تابع fcm استفاده می کنیم. فرق این روش این است که گروه بندی ها را با ضریب اعمال می کند، یعنی هر پیکسل با ضریبی به هر گروه تعلق دارد.

در ابتدا گروه بندی با ضریب را رسم می کنیم و سپس با ماکسیمم گرفتن ضریب هر پیکسل در گروه ها، گروهی که احتمال حضور آن پیکسل در آن است را پیدا می کنیم و گروه بندی محتمل را ارائه می دهیم. تصاویر گروه بندی ها:

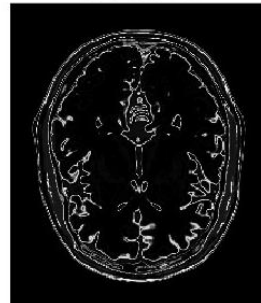
Cluster 1



Cluster 2



Cluster 3



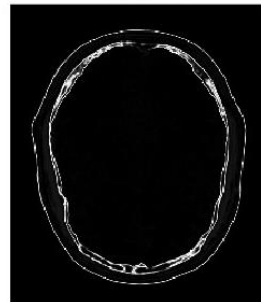
Cluster 4



Cluster 5



Cluster 6



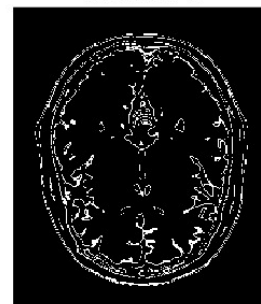
Cluster 1



Cluster 2



Cluster 3



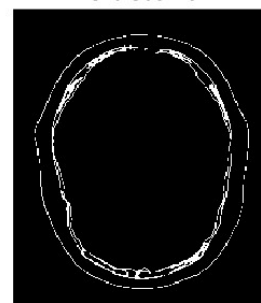
Cluster 4



Cluster 5

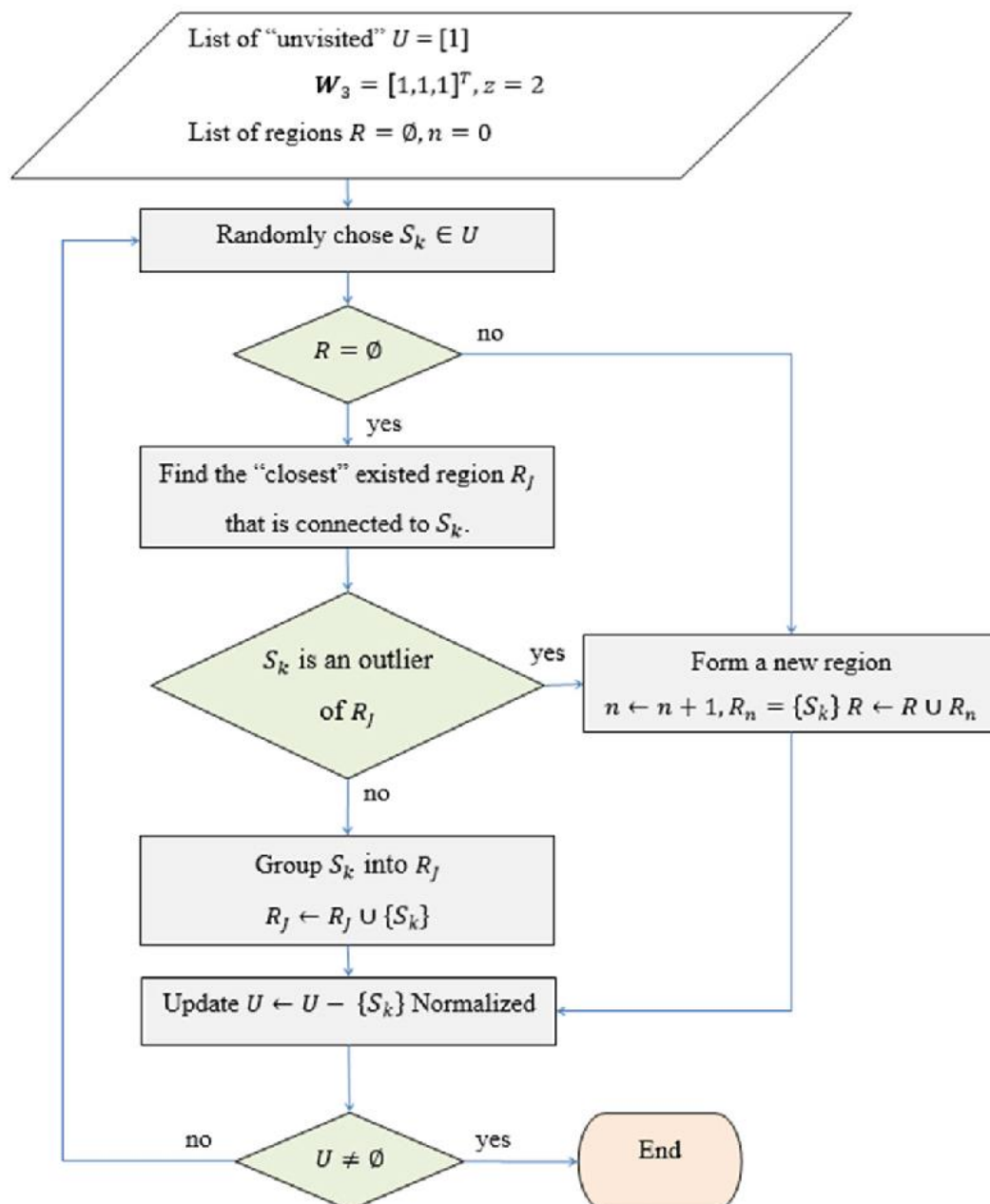


Cluster 6



سوال ۵ (پژوهشی):

Region growing تکنیکی برای تقسیم یک تصویر به مناطق مشابه و مرتبط است. این روش با مجموعه‌ای از نقاط اولیه شروع می‌شود که پیکسل‌هایی متعلق به مناطق مختلف هستند. سپس، با افزودن پیکسل‌های همسایه‌ای که معیارهای مشابهی مانند شدت، رنگ یا شدت روشنایی یا ... دارند، مناطق رشد پیدا می‌کنند. این فرایند زمانی متوقف می‌شود که هیچ پیکسل دیگری به هیچ منطقه‌ای افزوده نشود. این روش یک روش ساده و سریع برای تقسیم بندی تصویر است، اما بستگی به انتخاب نقاط ابتدایی و معیارهای شباهت دارد. همچنین ممکن است روی تصاویر دارای نویز یا اشکال پیچیده به خوبی کار نکند.



سوال ۶ (پژوهشی):

روش Level-set:

روش Level-set تکنیکی برای مدل سازی و تحلیل تکامل منحنی ها و سطوح در پردازش تصویر است. از تابعی به نام تابع level-set برای نمایش شکل و موقعیت اشیاء در تصویر استفاده می کند. تابع تنظیم سطح در طول زمان با توجه به یک معادله دیفرانسیل جزئی که به ویژگی های تصویر و معیارهای تقسیم بندی مورد نظر بستگی دارد، تغییر می کند. روش تنظیم سطح می تواند اشکال پیچیده و پویا را مدیریت کند، مانند آنهایی که توپولوژی را ادغام، تقسیم یا تغییر می دهند. همچنین می تواند با تصاویری که نویز یا شدت ناهمگنی دارند مقابله کند.

برخی از کاربردهای روش تنظیم سطح در پردازش تصویر عبارتند از:

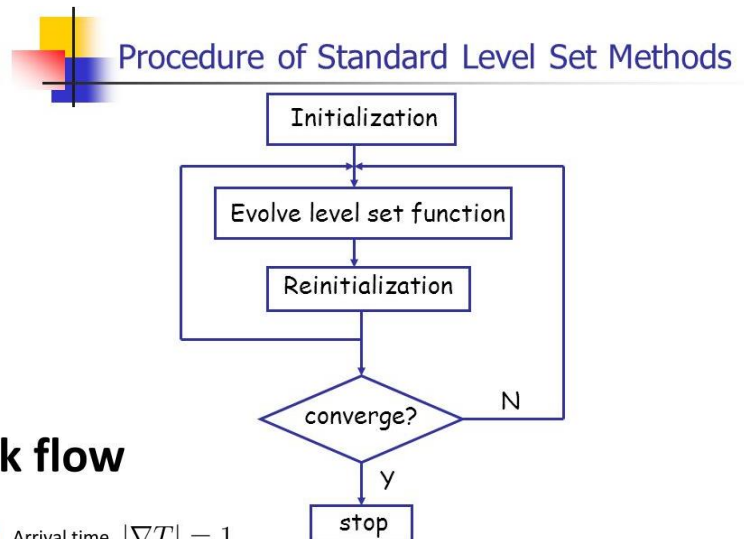
تقسیم بندی تصویر: تقسیم یک تصویر به مناطقی که مربوط به اشیاء یا بخش های مختلف مورد علاقه است.

ثبت تصویر: تراز کردن دو یا چند تصویر از یک صحنه که از دیدگاه های مختلف یا در زمان های مختلف گرفته شده اند.

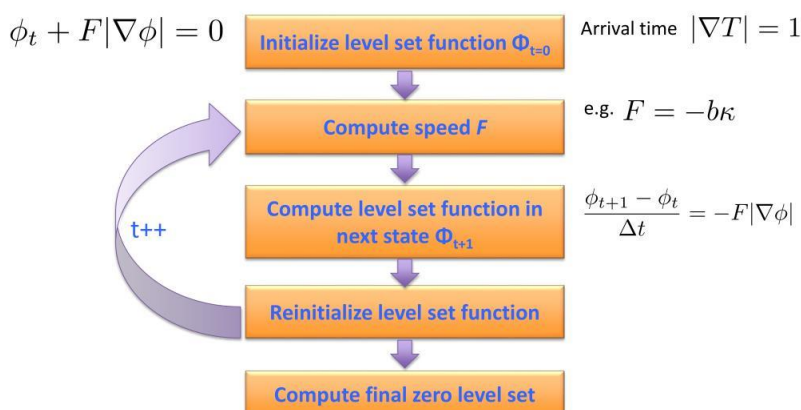
تصویر درون نقاشی: پر کردن قسمت های از دست رفته یا خراب یک تصویر با استفاده از اطلاعات پیکسل های اطراف.

بهبود تصویر: بهبود کیفیت یا ظاهر یک تصویر با تغییر کانترست، روشنایی، وضوح یا رنگ آن.

بازسازی تصویر: بازیابی تصویر از اندازه گیری های ناقص یا نویزدار، مانند داده های اشعه ایکس یا MRI.



Level set method work flow



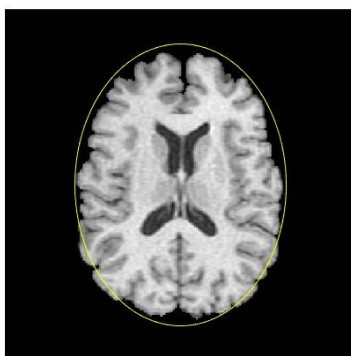
روش Snake:

روش مار که به عنوان مدل کانتور فعال نیز شناخته می‌شود، تکنیکی برای تقسیم‌بندی تصویر به مناطق مشابه و متصل است. با مجموعه‌ای از منحنی‌های اولیه به نام مارها شروع می‌شود که می‌توانند تحت تأثیر نیروهای داخلی و خارجی تغییر شکل داده و حرکت کنند. نیروهای داخلی شکل، طول و صافی مارها را کنترل می‌کنند، در حالی که نیروهای خارجی مارها را به سمت مرزهای جسم در تصویر جذب می‌کنند. هدف یافتن خطی است که به بهترین وجه محیط یک جسم را تقریب می‌کند.

روش مار برای کاربردهایی مانند تشخیص اشیاء، تشخیص شکل، تقسیم‌بندی، تشخیص لبه و تطبیق استریو مفید است. با این حال، محدودیت‌هایی نیز دارد، مانند حساسیت به حداقل‌های محلی، موقعیت خطوط اولیه و معیار شباهت. ممکن است روی تصاویر دارای نویز، یا اشکال پیچیده به خوبی کار نکند.

کد داده شده:

در ابتدا در تصویر اصلی یک دایره (بیضی) به عنوان کنتور اولیه در نظر گرفته می‌شود تا با تغییر این دایره و حرکت آن مرزهای تصویر مغز در این عکس بدست آیند و محیط مغز بدست آید. عکس ابتدایی و بیضی:



پس از آن تابع اسنیک اجرا می‌شود. در این قسمت با مشتق گرفتن از تصویر گرادیان گرفته می‌شود و مرزهای عکس که با تغییر فرکانس مواجه بوده‌اند مشهود می‌مانند و بقیه مکان‌ها نرم و ۰ می‌شوند. حال با جا به جا کردن کنتور مشاهده شده در بخش قبل تا زمانی که به مرزها برسد، می‌توانیم مرز را تا حدی مشخص کنیم. در تصاویر زیر گرادیان تصویر به همراه کنتور جا به جا شده و در نهایت خروجی نهایی را می‌بینیم:

