



Politecnico
di Bari

Politecnico di Bari

Dipartimento di Ingegneria Elettrica e dell'Informazione
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria dei Sistemi Medicali



DIPARTIMENTO DI
INGEGNERIA ELETTRICA
E DELL'INFORMAZIONE

TEMA D'ANNO IN SISTEMI DIAGNOSTICI TERAPEUTICI
RIABILITATIVI AVANZATI

ELABORAZIONE DELLE IMMAGINI MEDICHE

Professore:
Vitoantonio Bevilacqua

Studentesse:
Benedetta **ALTAMURA**
Martina **CAFERRA**



Anno Accademico 2022/2023



apulian
bioengineering
company

INTRODUZIONE

Il tumore cerebrale è una categoria diversificata di patologie che si sviluppano nei tessuti del cervello e possono provocare notevoli conseguenze sulla salute e sulla qualità della vita dei pazienti.

Questi tumori si distinguono per la loro eterogeneità biologica e per le caratteristiche cliniche specifiche che li contraddistinguono.

La diagnosi dei tumori cerebrali è un processo cruciale e complesso che coinvolge diverse fasi e approcci.

Gli strumenti e le tecniche utilizzate nella diagnosi sono fondamentali per determinare il tipo di tumore, la sua localizzazione e le sue caratteristiche, contribuendo così a pianificare il trattamento più adeguato per il paziente.

I principali metodi utilizzati nella diagnosi dei tumori cerebrali:

- 1. Imaging medico**
- 2. Biopsia**
- 3. Esami funzionali**

DATASET SELEZIONATO

Per condurre un'analisi accurata delle immagini cerebrali con presenza di tumori, è stato adottato un dataset reperibile gratuitamente sul sito web **www.kaggle.com**.

Questo dataset è composto da immagini acquisite tramite la risonanza magnetica (MRI) con visione assiale, pesate in T1 con mezzo di contrasto.

Le immagini raccolte presentano una caratteristica comune: la presenza di tumori cerebrali. In particolare, questi tumori si manifestano come regioni iperdense, ossia con una luminosità maggiore rispetto ai tessuti circostanti, e spesso sono caratterizzati da contorni irregolari. Questa irregolarità nei contorni può indicare un grado di eterogeneità nei tessuti tumorali, il che è di interesse per la diagnosi e la caratterizzazione della lesione.

L'utilizzo di immagini ottenute attraverso la MRI consente di ottenere una visione dettagliata e complementare delle lesioni tumorali nel cervello. La MRI fornisce informazioni sulla struttura anatomica e sulle proprietà dei tessuti.

Le immagini sono in formato bitmap e di dimensioni 512 x 512 caricate su Visual Studio con 8 bit di profondità.

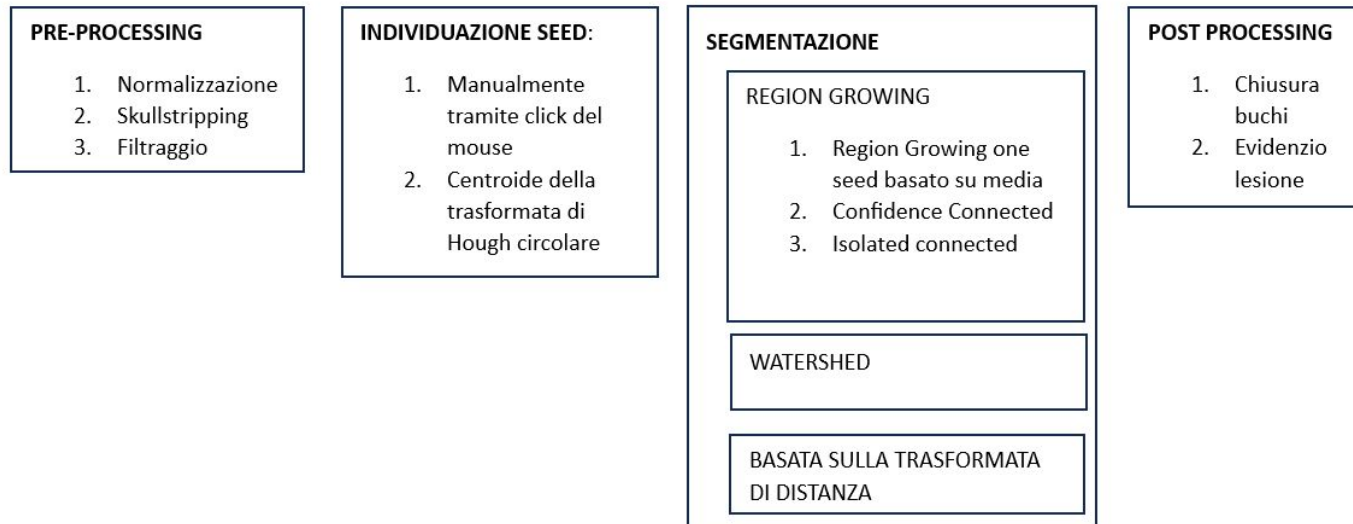
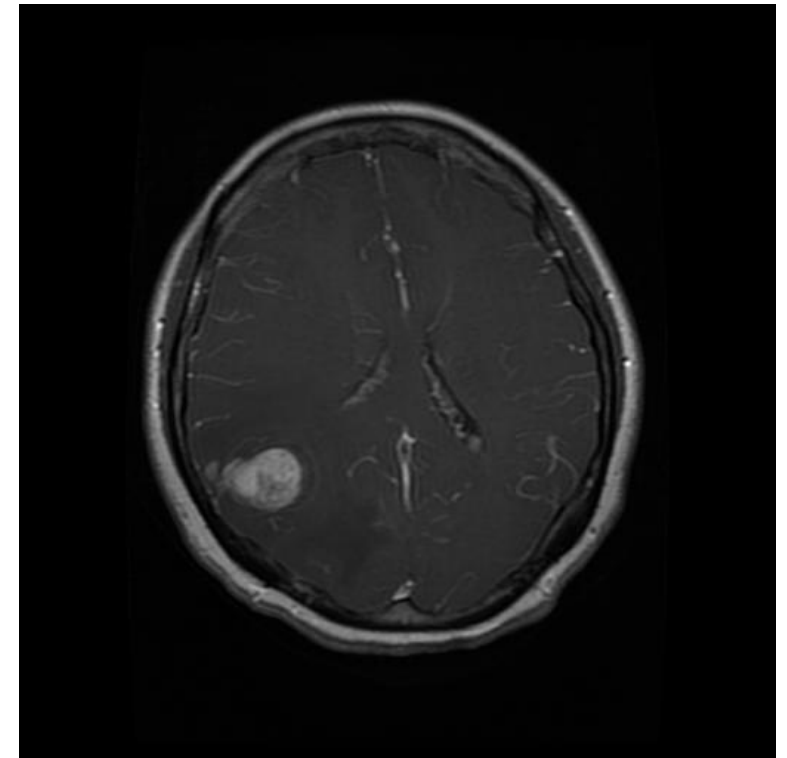
WORKFLOW

L'obiettivo principale dell'elaborazione delle immagini mediche è quello di migliorare la qualità delle immagini, rendere più evidenti le strutture anatomiche e funzionali e, nel contesto delle lesioni, aiutare a caratterizzarle in modo più accurato.

Le 3 fasi principali per l'elaborazione del dataset risultano essere:

- Pre-processing
- Processing
- Post-Processing

L'immagine di riferimento è la seguente:



VALUTAZIONE INIZIALE

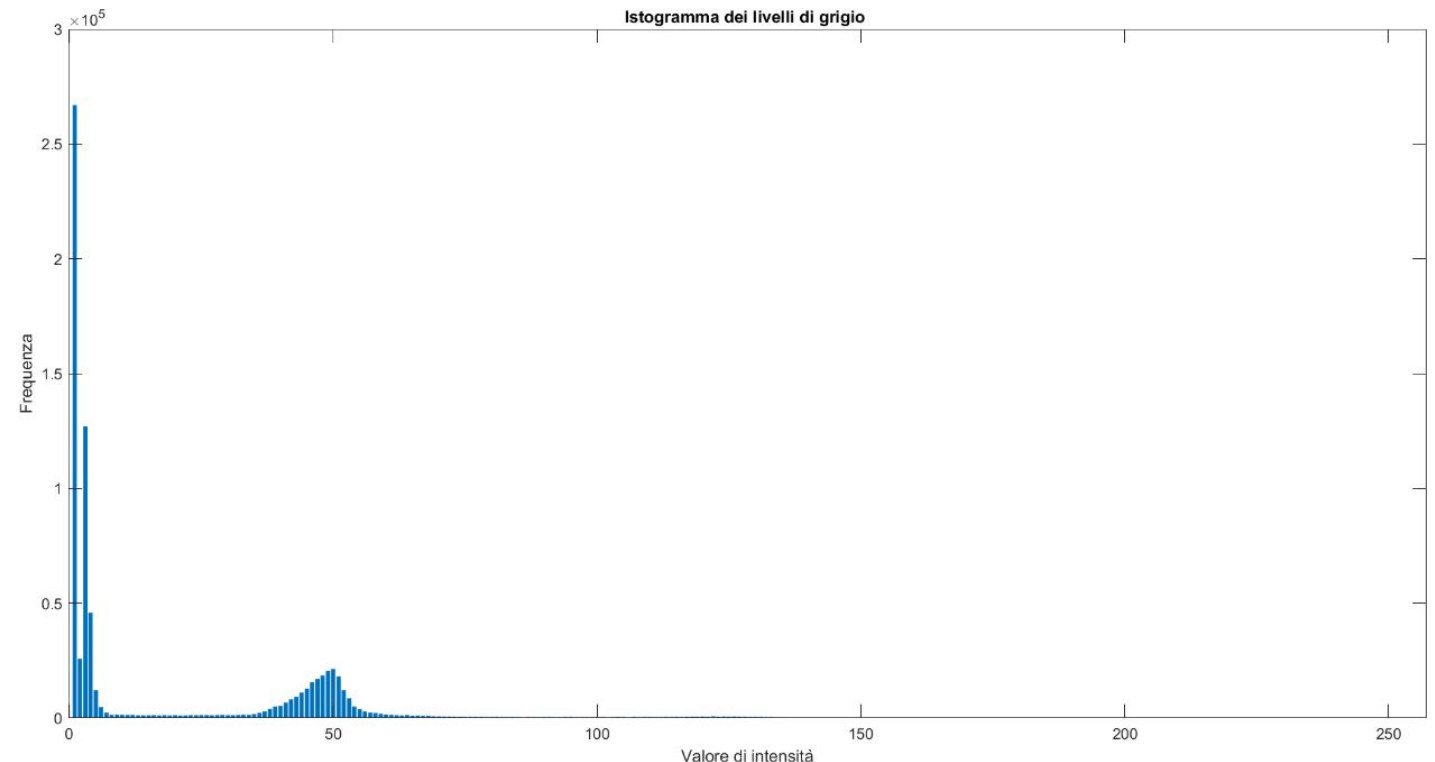
CARICAMENTO IMMAGINI DI INTERESSE

Il primo passo nell'elaborazione delle immagini di tumori cerebrali è il caricamento delle immagini di interesse mediante la struttura dati **vector<Mat>**, ovvero un vettore di oggetti “**Mat**” utilizzato per memorizzare le immagini originali dei tumori cerebrali.

STATISTICA DELLE IMMAGINI

Per ogni immagine è stata effettuata una valutazione statistica al fine di comprendere la distribuzione dei pixel.

In primo luogo, viene calcolato l'**istogramma dei livelli di grigio** che mostra la distribuzione dei valori di grigio presenti nell'immagine di riferimento.



VALUTAZIONE INIZIALE

STATISTICA DELLE IMMAGINI

In secondo luogo, viene eseguito il calcolo delle statistiche sull'istogramma:

- **Media Campionaria:** $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$
- **Skewness:** $Sk = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (x_i - \mu)^3}{\left(\sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (x_i - \mu)^2} \right)^3}$
- **Deviazione standard:** $\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}$
- **Kurtosis:** $\beta_2 = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (x_i - \mu)^4}{\left(\sum_{i=1}^N \frac{1}{N} (x_i - \mu)^2 \right)^2}$

I risultati ottenuti per l'immagine di riferimento sono i seguenti:

```
statistica immagine n : 3  
media: 20.3293  
std: 28.7666  
skew: 1.62416  
kurt: 2.98298
```

```
il pixel minimo e': 0 il pixel massimo e': 255
```

PRE-PROCESSING

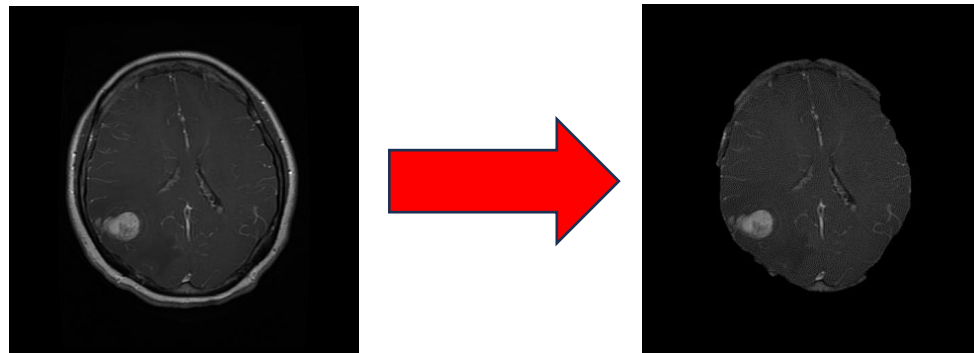
1. NORMALIZZAZIONE TONI DI GRIGIO

In seguito, per ogni immagine è stata effettuata la **normalizzazione dei toni di grigio** il cui scopo è quello di uniformare il valore dell'intensità dei pixel di tutte le immagini all'interno di un range prestabilito. L'intensità dei pixel dell'immagine originale è normalizzata all'interno del range 0 – 255 attraverso la formula:

$$pixel(i,j)_{normalizzato} = \frac{pixel(i,j) - min}{max - min} \times 255$$

2. ELIMINAZIONE COMPONENTE CRANICA - Skullstripping

Gli algoritmi di segmentazione della materia cerebrale richiedono spesso un'elaborazione preliminare per **isolare il cervello dai tessuti extra-cranici o non cerebrali**, comunemente indicata come stripping del cranio. Le immagini cerebrali pre-elaborate attraverso lo stripping del cranio portano ad una migliore segmentazione delle diverse regioni del cervello.



PRE-PROCESSING (Skullstripping)

2.1 BINARIZZAZIONE

La **binarizzazione** è un processo in cui i valori dei pixel di un'immagine vengono convertiti in pixel binari, ovvero vengono mappati in valori solo tra due possibilità: bianco (valore massimo, 255) o nero (valore minimo, 0).

```
threshold(images[w], thresholdedImage[w], minValue, maxValue, THRESH_BINARY | THRESH_OTSU);
```

2.2 SELEZIONE DELLE 2 COMPONENTI A DIMENSIONE MAGGIORE

Le regioni più significative dell'immagine binarizzata sono il cranio e la materia cerebrale per cui viene effettuata un'operazione di **estrazione delle due regioni di estensione maggiore** dall'immagine binarizzata. Dunque si facilita il distacco dei pixel della materia cerebrale dalla scatola cranica.

2.3 EROSIONE

Viene eseguita un'apertura morfologica con l'obiettivo di separare la componente cranica dal cervello nel caso in cui fossero connessi. Questo processo "sconnette" il cranio dal cervello e prepara l'immagine per il passaggio successivo.

```
Mat kernel = getStructuringElement(MORPH_ELLIPSE, Size(7, 7));  
erode(images[w], eroded_image[w], kernel, Point(-1, -1));
```



PRE-PROCESSING (Skullstripping)

2.4 SELEZIONE BRAIN

Viene **selezionata la componente con estensione maggiore**. Questa componente rappresenta la materia cerebrale che è stata separata dal cranio nell'operazione di erosione.

```
Mat labels, stats, centroids;
int numLabels = connectedComponentsWithStats(images[w], labels, stats, centroids);
vector<ComponentInfo> componentList; //vettore di strutture

for (int i = 1; i < numLabels; ++i)
{
    ComponentInfo info;
    info.label = i;
    info.area = stats.at<int>(i, cv::CC_STAT_AREA);
    componentList.push_back(info);
}

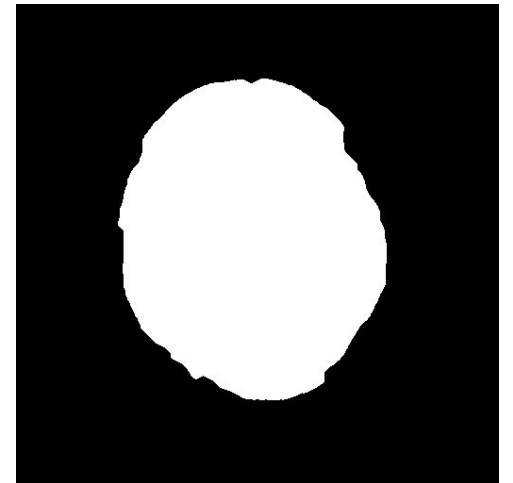
sort(componentList.begin(), componentList.end(), compareByArea);
```



2.5 DILATAZIONE E CREAZIONE MASCHERA

Vengono riempiti i "buchi" all'interno della componente per garantire che sia completa e continua. Successivamente, viene eseguita un'operazione di chiusura morfologica per compensare l'effetto di erosione del passaggio 4.3.

```
Mat kernel = getStructuringElement(MORPH_ELLIPSE, Size(7, 7));
dilate(images[w], dilated_image[w], kernel, Point(-1, -1));
morphologyEx(dilated_image[w], filled_image[w], MORPH_CLOSE, kernel, Point(-1, -1), 5);
```



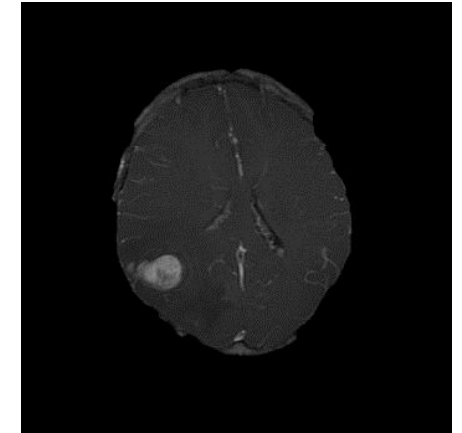
PRE-PROCESSING

2.6 MASCHERA SOVRAPPOSTA ALL'IMMAGINE IN SCALA DI GRIGI

La maschera ottenuta dalla fase precedente viene applicata all'immagine originale al fine di isolare completamente la materia cerebrale dall'immagine originale.

L'applicazione della maschera all'immagine originale porta alla rimozione completa della componente extracerebrale, consentendo di ottenere un'immagine finale in cui sono presenti solo il cranio e la materia cerebrale, senza disturbi o elementi indesiderati. Solo i pixel bianchi sono considerati come maschera

```
image_original[w].copyTo(image_mask[w], mask[w]);
```

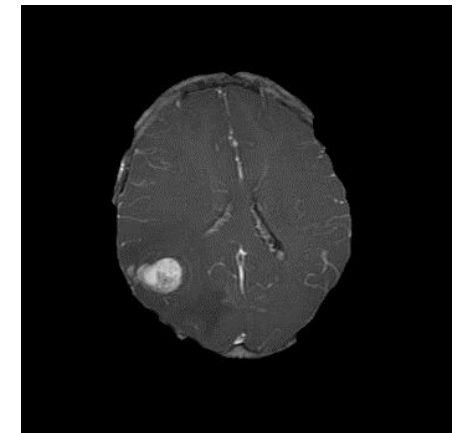


3. NORMALIZZAZIONE TONI DI GRIGIO

Viene effettuata la normalizzazione dei toni di grigio al fine di uniformare nuovamente il valore dell'intensità dei pixel di tutte le immagini all'interno di un range prestabilito.

```
statistica immagine n : 3  
media: 13.7115  
std: 22.7888  
skew: 1.36031  
kurt: 1.0819
```

```
il pixel minimo e': 0 il pixel massimo e': 163
```



PRE-PROCESSING

4. FILTRAGGIO

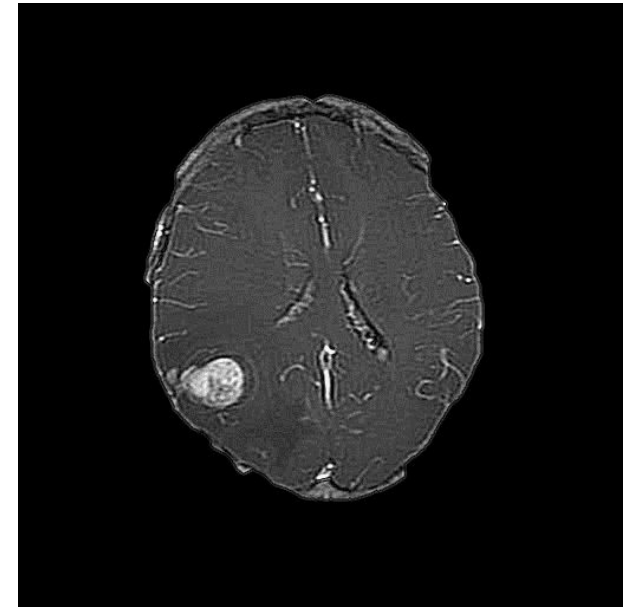
4.1 FILTRO GAUSSIANO

Il filtraggio gaussiano coinvolge la convoluzione di ciascun punto dell'array di input con un kernel gaussiano, che ha una distribuzione di peso simile a una curva gaussiana. Questo filtro è efficace nel ridurre il rumore e sfocare l'immagine in modo controllato, creando un effetto di sfocatura gaussiana.

4.2 FILTRO DI SHARPENING REALIZZATO TRAMITE IL LAPLACIANO

È una tipologia di filtro di sharpening basato sul kernel laplaciano, utilizzato per accentuare i dettagli dell'immagine, aumentando il contrasto tra i pixel adiacenti. L'approccio si basa sulla convoluzione con un kernel laplaciano che cattura le differenze di intensità tra i pixel circostanti. L'effetto risultante enfatizza i cambiamenti rapidi nell'immagine, rivelando contorni e particolari che altrimenti potrebbero apparire meno evidenti.

L'immagine risultante è la seguente e rappresenta l'immagine di input di tutti gli algoritmi di segmentazione:



PROCESSING

1. INDIVIDUAZIONE DEI SEED

I seed sono utilizzati come punto di partenza per definire le regioni o gli oggetti di interesse all'interno dell'immagine.

Nel nostro caso è stata effettuata una selezione manuale di 2 seed per ogni immagine grazie ad un'interfaccia grafica che consente all'utente di cliccare sui punti direttamente sull'immagine e di salvare i risultati in un vettore di vettore di punti `seed_images`.

Abbiamo implementato anche un metodo di ricerca automatica di un seed posizionato sulla regione di interesse mediante l'applicazione della Trasformata di Hough Circolare e abbiamo scelto come seed il suo centroide.

1.1 TRASFORMATATA DI HOUGH CIRCOLARE

La trasformata di Hough è una tecnica utilizzata nell'elaborazione delle immagini e nel riconoscimento di modelli per individuare forme specifiche, come linee, cerchi o altre forme geometriche, all'interno di un'immagine.

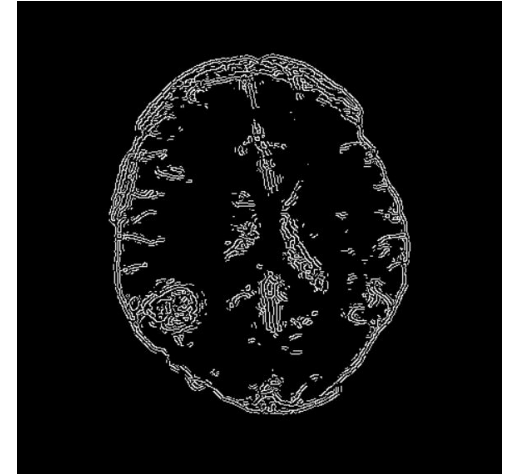
Poiché le lesioni molto spesso presentano una forma simile a quella circolare, abbiamo scelto di implementare l'algoritmo al fine di ricercare le strutture circolari presenti nelle immagini e, grazie all'individuazione del centroide, utilizzare questo punto come seed.

PROCESSING

È stata utilizzata la funzione `HoughCircles()` che implementa i seguenti passaggi:

1. **Detezione dei bordi:** applicazione funzione per il rilevamento dei bordi di `Canny()`.

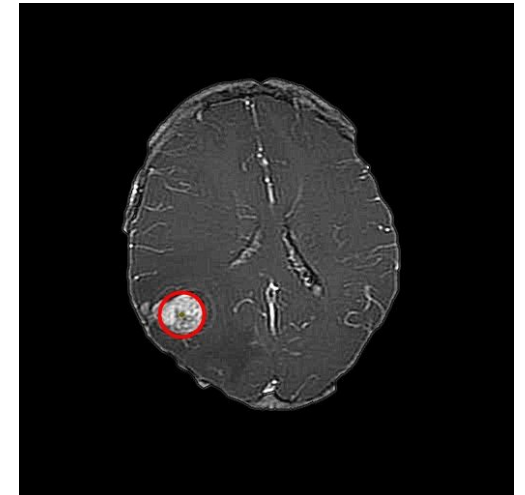
```
Canny(image[w], segmented_image, 150, 180, 3);
```



2. **Definizione dell'accumulatore**
3. **Voto**
4. **Ricerca dei picchi**
5. **Disegno dei cerchi rilevati**

```
HoughCircles(segmented_image, circles, HOUGH_GRADIENT, 1, 50, 180, 35, 3, 50);
```

Per le immagini in cui la TdH circolare è riuscita a rilevare un unico cerchio con centroide posto nella regione di interesse si è scelto di utilizzare quest'ultimo come seed per i successivi algoritmi di segmentazione che prevedono la selezione di un solo seed posto sulla lesione, dunque il Region Growing One Seed basato su media e il Confidence Connected.



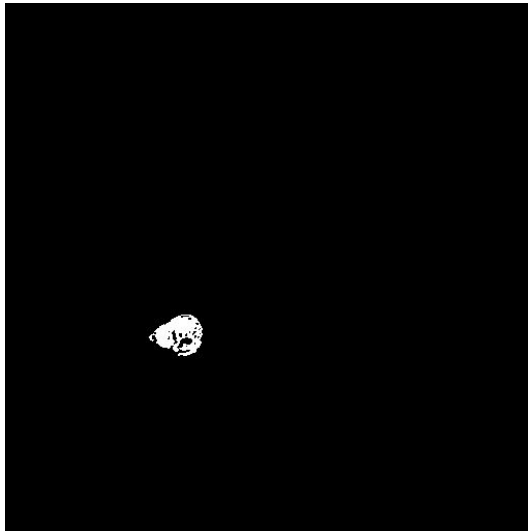
PROCESSING

2. REGION GROWING

Il "region growing" è un algoritmo utilizzato nell'elaborazione delle immagini per segmentare regioni omogenee all'interno di un'immagine. L'obiettivo principale è quello di suddividere un'immagine in regioni più piccole basate su criteri di similarità tra i pixel. Questo approccio è spesso utilizzato per segmentare parti di un'immagine che condividono proprietà simili, come intensità dei colori o valori dei livelli di grigio.

2.1 REGION GROWING ONE SEED BASATO SULLA MEDIA

Nell'applicazione del region growing one seed viene selezionato un unico seed presente a livello della lesione che vogliamo isolare.



- Vicinato 4-vicino
- Calcolo media intensità pixel inclusi nella regione di interesse
- Metrica di valutazione : $dist = \frac{|pixel_{neighbours[i]} - regionMean|}{255}$
- Threshold= 50/255
- Inclusione:
 - Se $dist < threshold$ il punto vicino è incluso
 - Se $dist > threshold$ il punto non viene incluso

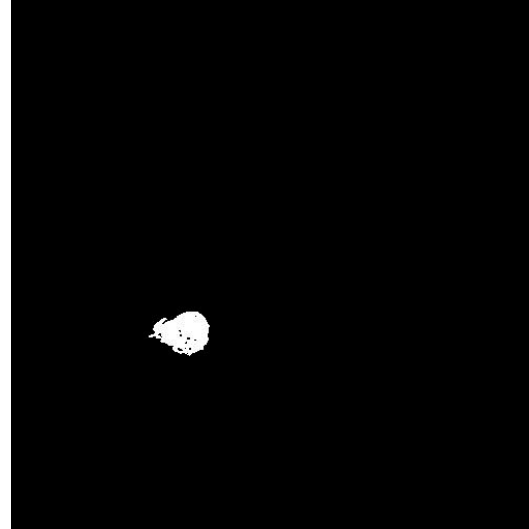
PROCESSING

2.2 ISOLATED CONNECTED FILTER

In questa tecnica viene utilizzata la classe **itk:: IsolatedConnectedImageFilter**. Questo filtro consente di individuare la soglia ottimale per separare due regioni distinte all'interno di un'immagine. Tale ricerca viene fatta attraverso la ricerca binaria nel range fissato [100;255].

Per l'inizializzazione dell'algoritmo è possibile specificare più di un punto di partenza ("seed") per entrambe le regioni da separare. L'algoritmo si impegna a individuare una soglia che assicura che tutti i "seeds" della prima regione siano inclusi nella segmentazione risultante, mentre nessuno dei "seeds" della seconda regione lo sia.

L'immagine risultante è la seguente:



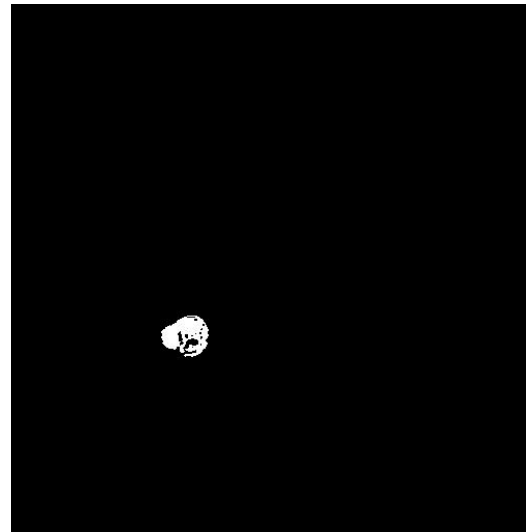
PROCESSING

2.2 CONFIDENCE CONNECTED FILTER

In questa tecnica viene usata la classe **itk::ConfidenceConnectedImageFilter**. Il criterio usato da tale filtro è basato sulle caratteristiche statistiche della regione in analisi (media m e deviazione standard σ).

L'inizializzazione dell'algoritmo richiede all'utente di fornire un punto di partenza che viene selezionato a partire dalla regione di interesse che si vuole isolare dal resto dell'immagine. Un piccolo vicinato 7x7 attorno al punto di partenza viene utilizzato per calcolare la media iniziale e la deviazione standard necessarie per il criterio di inclusione. L'intervallo di inclusione è definito come: $I(X) \in [m - f \cdot \sigma, m + f \cdot \sigma]$ dove $f=2.5$ è un coefficiente moltiplicativo.

L'immagine risultante è la seguente:



PROCESSING

3. ALGORITMO WATERSHED

L'algoritmo Watershed è una tecnica di segmentazione delle immagini che prende spunto dall'immagine come se fosse una superficie topografica, simile a una serie di colline e valli: l'alta intensità indica picchi e colline mentre la bassa intensità indica valli.

Per implementare questo algoritmo abbiamo usato la funzione **watershed()** di opencv che fornisce una segmentazione marker-based usando l'algoritmo di watershed, al fine di evitare una sovra-segmentazione. I marcatori sono definiti come regioni 3x3 intorno ai punti seed1 (interno alla lesione) e seed2 (esterno alla lesione) identificati manualmente.

L'immagine risultante è la seguente:



PROCESSING

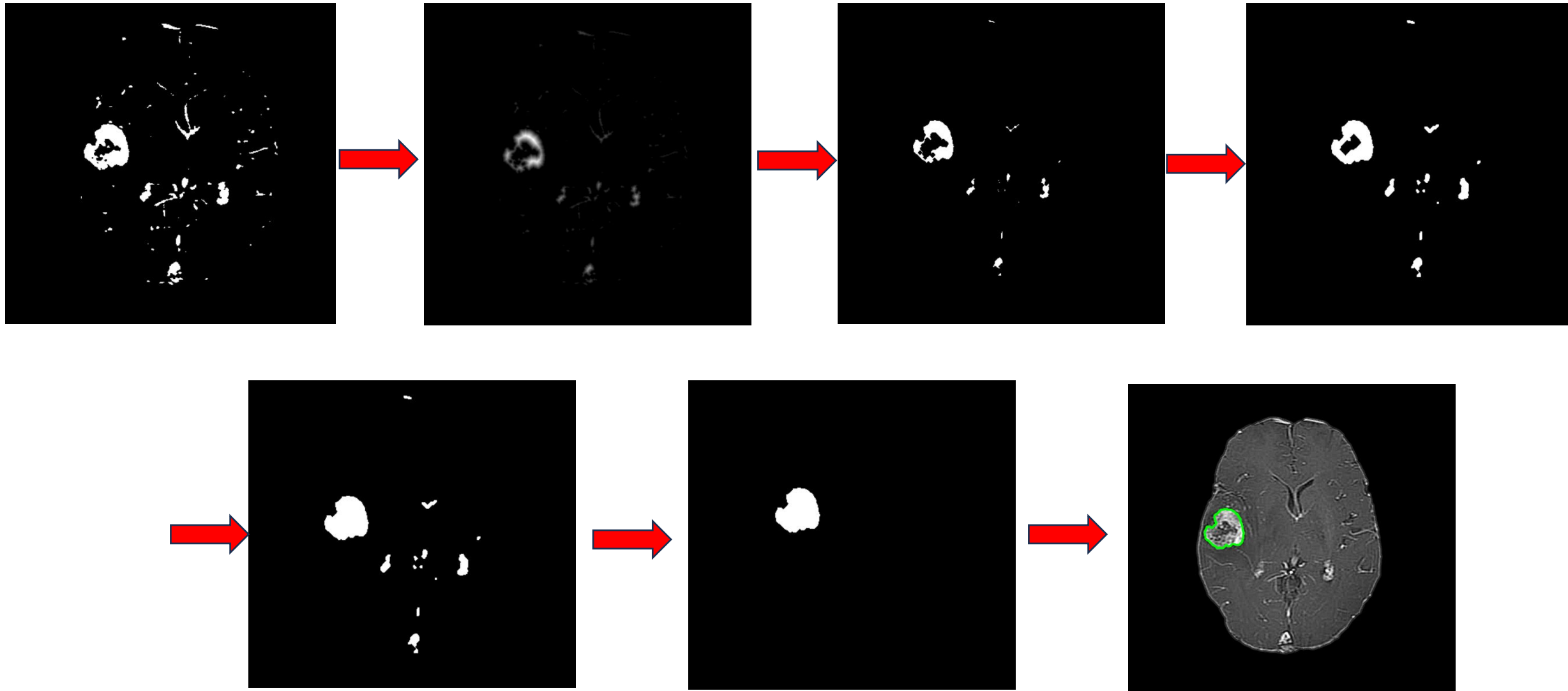
4. ALGORITMO BASATO SULLA TRASFORMATTA DI DISTANZA DELL'IMMAGINE

Tale algoritmo segue una procedura non standard ma efficace, basata sulla capacità di segmentazione. Si è scelto di applicare i seguenti passaggi :

1. L'immagine filtrata viene binarizzata applicando la soglia pari a $soglia = \mu + 2\sigma$ dove μ è il valore medio delle intensità dei pixel e σ è la deviazione standard delle intensità dei pixel nell'immagine.
2. Appliciamo la funzione `distanceTransform()` che misura la distanza euclidea tra ogni pixel dell'oggetto (pixel bianchi) più vicino e il pixel di sfondo (pixel neri) più vicino.
3. Viene eseguita una normalizzazione in un intervallo da 0 a 1 e viene applicata una soglia per ri-binarizzare.
4. Viene applicata la dilatazione per connettere le regioni vicine e una chiusura morfologica.
5. La funzione `findContours()` individua i contorni e la funzione `drawContours()` colora le aree interne dei contorni più esterni. In tal modo è possibile trovare e selezionare la regione più grande, che rappresenta la lesione di interesse.

Nella slide successiva vengono visualizzate le immagini ottenute step by step (l'immagine originale differisce da quella di riferimento indicata inizialmente in quanto abbiamo voluto rendere apprezzabili tutti i passaggi).

PROCESSING

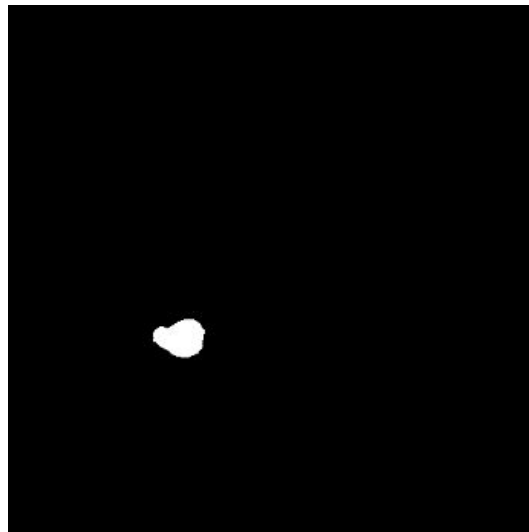


POST- PROCESSING

1. TAPPO BUCHI ALLA LESIONE ISOLATA

Si è scelto di eseguire un'operazione di chiusura (morphological closing) sulla maschera della lesione corrente. La chiusura è un'operazione di elaborazione di immagini morfologiche che è utilizzata per chiudere i piccoli buchi all'interno di regioni bianche (foreground) nelle immagini binarie.

L'immagine risultante è la seguente:

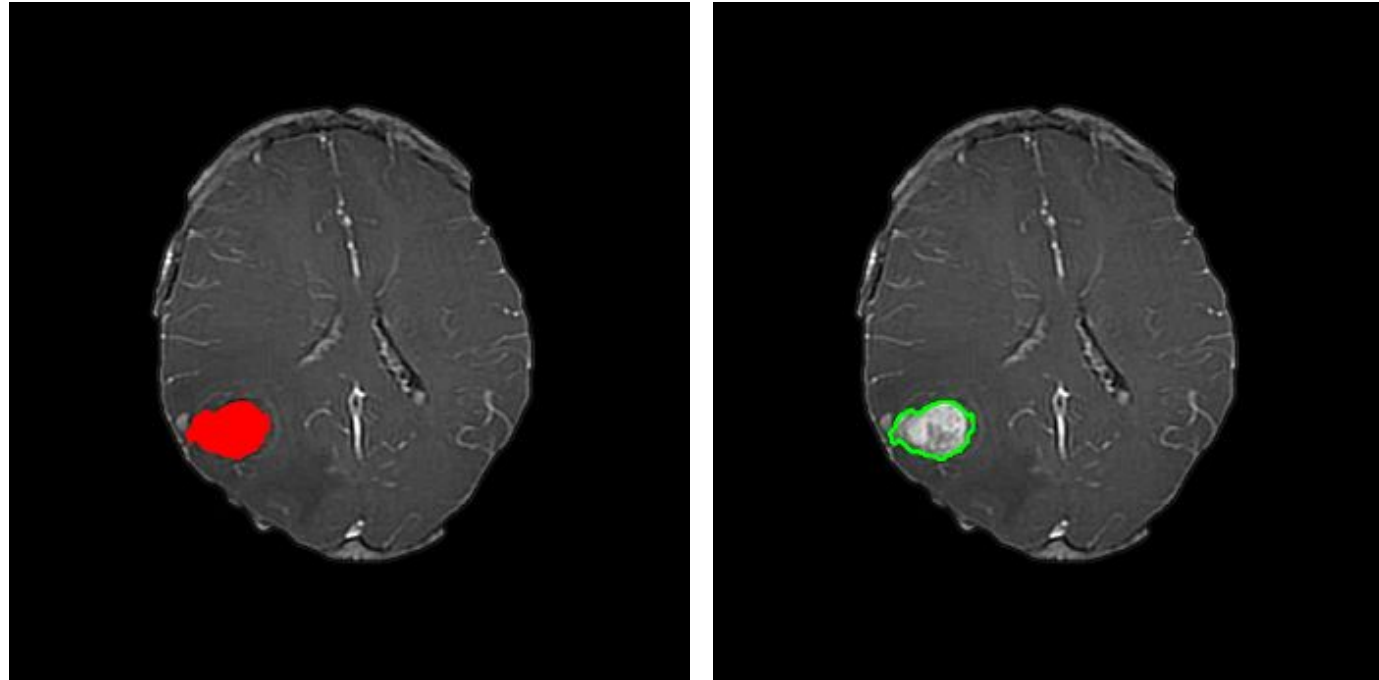


POST- PROCESSING

2. VISUALIZZAZIONE IMMAGINE CON LESIONE

Al fine di evidenziare la presenza della lesione nell'immagine originale si è scelto di

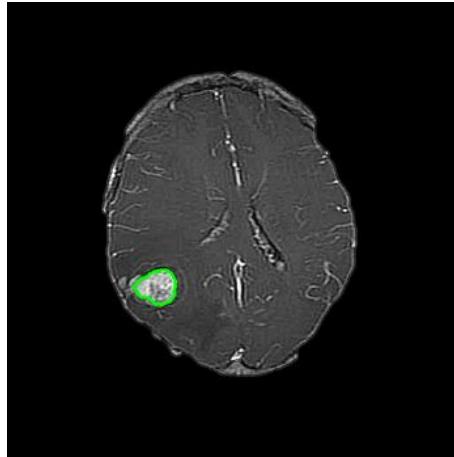
- Sovrapporre la maschera (evidenziando i pixel in rosso) all'immagine originale
- Evidenziare i contorni della lesione sull'immagine originale



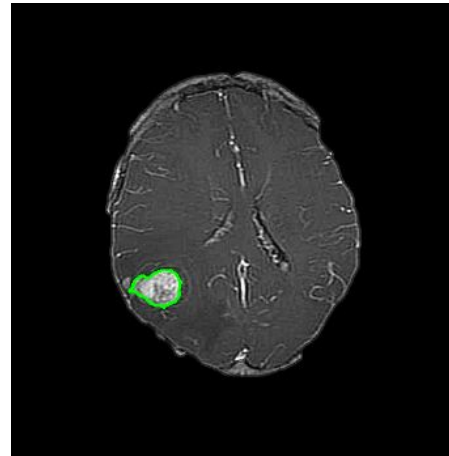
Nella slide successiva sono riportati i risultati ottenuti da ciascun algoritmo di segmentazione.

POST- PROCESSING

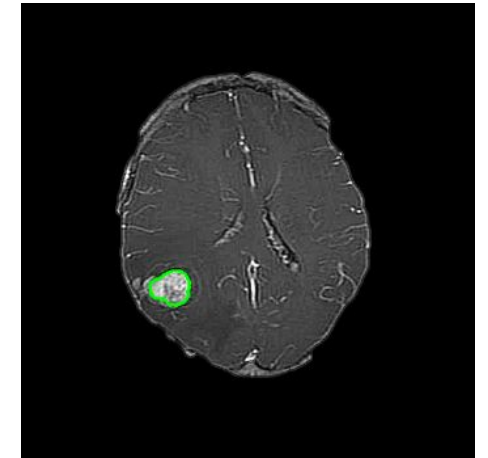
Region Growing One Seed:



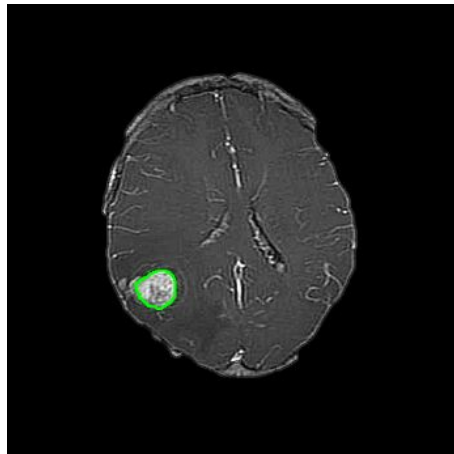
Isolated Connected Filter:



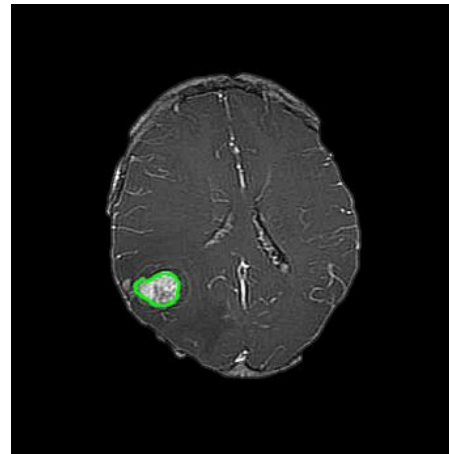
Confidence Connected Filter:



Algoritmo Watershed:



Selezione basata sulla trasformata di distanza:



POST- PROCESSING

3. DESCRITTORI MORFOLOGICI

I descrittori selezionati sono:

1. **Area:** numero di pixel appartenenti all'oggetto. Questa misura consente di quantificare l'estensione della lesione rispetto all'intera superficie del tessuto cerebrale circostante.
2. **Perimetro:** numero di attraversamenti tra pixel successivi compiuti attraversando il contorno dell'oggetto e contando 1 per gli attraversamenti orizzontali e verticali e $\sqrt{2}$ per quelli diagonali. Questa misura fornisce un'indicazione della lunghezza del percorso attorno al margine della lesione, contribuendo a delineare la sua forma e struttura.
3. **Indice di Compattezza:** è definito come $1 - \frac{4\pi A}{P^2}$. Tende a 0 per forme vicine al cerchio. Permette di valutare la regolarità dei contorni delle lesioni, con il presupposto che maggiore sia l'irregolarità dei contorni, maggiore sia la probabilità che la lesione sia maligna.
4. **Diametro del contorno (DB):** è definito come $\max d(P_i P_j)$ dove P_i e P_j sono punti del contorno e $d(.,.)$ è una distanza sul piano digitale. Questo diametro offre una misura della lunghezza massima del contorno della lesione, fornendo informazioni sulla sua estensione massima lungo qualsiasi direzione.

POST- PROCESSING

5. Asse maggiore, asse minore, eccentricità:

- L'asse maggiore coincide con la linea su cui è stato valutato il diametro del contorno;
- L'asse minore è una linea perpendicolare all'asse maggiore e di lunghezza tale che il rettangolo passante per i quattro estremi dei due assi contiene completamente il contorno.
- Il rapporto asse maggiore/asse minore viene definito eccentricità del contorno. Questo rapporto fornisce un'indicazione sulla forma della lesione. Se l'eccentricità è vicina a 1, significa che la lesione è più allungata lungo l'asse maggiore, mentre se è più vicina a 0, indica che la lesione è più simmetrica rispetto agli assi.

4. MOMENTI GEOMETRICI

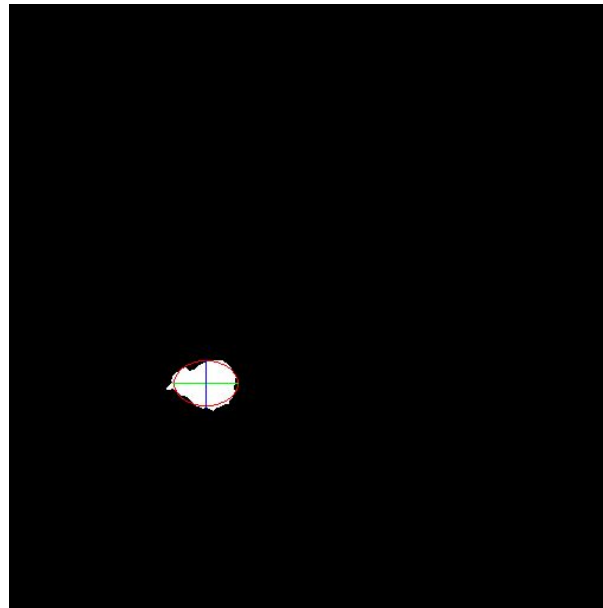
I momenti geometrici forniscono delle informazioni su come sono distribuiti i punti all'interno dell'oggetto e dipendono dalla qualità della segmentazione dell'immagine e dalla bontà del calcolo del perimetro.

Sono state calcolate le coordinate del centroide, i momenti centrali, i momenti centrali normalizzati e i sette momenti di Hu. Questi momenti rappresentano le proprietà geometriche di una immagine e sono utilizzati per descrivere le caratteristiche di un'immagine o di una regione all'interno di essa, in modo da consentire la distinzione tra diverse forme e strutture.

POST- PROCESSING

I momenti del secondo ordine sono usati per determinare gli **assi principali d'inerzia dell'oggetto**. Questi forniscono utili indicazioni sull'orientazione dell'oggetto e sulla sua forma. In particolare, i momenti del secondo ordine definiscono un'approssimazione dell'oggetto definita image ellipse. Questa è un'ellisse avente la stessa area, orientazione, eccentricità dell'oggetto ed è centrata in corrispondenza del suo centroide.

Considerando la maschera ottenuta mediante l'applicazione dell'Isolated Connected Filter, l'immagine ellipse è:



CONCLUSIONI - RISULTATI GENERALI

DESCRITTORI GEOMETRICI	REGION GROWING	ISOALTED CONNECTED FILTER	CONFIDENCE CONNECTED FILTER	ALGORITMO WATERSHED	ALGORITMO TRASFORMATA DELLA DISTANZA
Pixel della lesione	1334	1647	1317	1465	1330
Area della lesione	0.0180424	0.0222757	0.0178125	0.0198142	0.0179883
Perimetro del contorno	148.995	171.823	145.924	146.024	146.125
Compattezza del contorno	0.279398	0.329612	0.258486	0.173169	0.254639
Diametro del contorno	48.3735	59.0339	45.8803	46.5725	50.2195
Asse Maggiore	23.1772	27.6769	22.7379	22.5751	24.9038
Asse Minore	18.9353	19.7962	18.9835	20.9428	17.7033
Eccentricità	0.576667	0.698857	0.550431	0.373342	0.703325

CONCLUSIONI - RISULTATI GENERALI

MOMENTI GEOMETRICI	REGION GROWING	ISOALTED CONNECTED FILTER	CONFIDENCE CONNECTED FILTER	ALGORITMO WATERSHED	ALGORITMO TRASFORMATA DELLA Distanza
X Centroid coordinate :	169.032	166.062	169.262	168.986	166.665
Y Centroid coordinate :	320.376	320.863	320.144	321.193	320.796
Central Moments					
Moment mu11 :	-1.1745e+06	4079.07	-1.3091e+06	-2.4707e+06	-813622
Moment mu02 :	3.05829e+07	4.11471e+07	3.0388e+07	4.20664e+07	2.65985e+07
Moment mu20 :	4.55919e+07	8.04284e+07	4.32762e+07	4.64931e+07	5.25596e+07
Moment mu12 :	7.73313e+07	1.26047e+08	6.98549e+07	5.8991e+07	7.38832e+07
Moment mu21 :	-4.1689e+06	-6.2609e+07	4.76007e+06	-2.3581e+07	-4.6955e+07
Moment mu03 :	1.65638e+06	2.39613e+07	-2.9545e+06	9.83147e+06	1.30426e+07
Moment mu30 :	-1.2895e+08	-3.0143e+08	-1.0965e+08	-7.2888e+07	-1.6585e+08
Norm. Central Moments					
Moment ni11 :	-1.0150e-05	2.31256e-08	-1.1607e-05	-1.7703e-05	-7.0735e-06
Moment ni02 :	0.000264293	0.000233277	0.000269433	0.000301425	0.000231245
Moment ni20 :	0.000393999	0.000455976	0.000383705	0.000333144	0.00045695
Moment ni12 :	1.14582e-06	1.10267e-06	1.06876e-06	6.91578e-07	1.10298e-06
Moment ni21 :	-6.1771e-08	-5.4771e-07	7.2828e-08	-2.7645e-07	-7.0098e-07
Moment ni03 :	2.45425e-08	2.09616e-07	-4.5203e-08	1.15259e-07	1.94708e-07
Moment ni30 :	-1.9106e-06	-2.6369e-06	-1.6777e-06	-8.5450e-07	-2.4760e-06
Hu Moments					
Moment 1 :	0.000658293	0.000689253	0.000653137	0.00063457	0.000688195
Moment 2 :	1.72357e-08	4.95951e-08	1.35971e-08	2.2598e-09	5.11426e-08
Moment 3 :	2.86465e-11	3.87757e-11	2.39232e-11	9.4727e-12	3.8745e-11
Moment 4 :	5.86405e-13	2.46838e-12	3.71594e-13	5.2531e-14	2.14161e-12
Moment 5 :	2.38977e-24	2.26967e-23	1.1042e-24	-1.6364e-26	1.51484e-23
Moment 6 :	7.45444e-17	4.98841e-16	4.30695e-17	-1.8420e-18	3.48001e-16
Moment 7 :	-2.5593e-25	-8.2482e-24	9.0815e-26	-3.3247e-26	-1.22922e-23

GRAZIE PER L'ATTENZIONE