

REALISATION ET EVALUATION DES RESULTATS

Sommaire

4.1	Introduction	50
4.2	Plateforme et outils de développement	51
4.3	Présentation et implémentation du système	52
4.4	Présentation et Evaluation des résultats obtenus	58
4.5	Quelque interface de l'application	66
4.6	Conclusion	67

4.1 Introduction

La segmentation des images consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles homogènes appelés régions. Dans ce dernier chapitre et après l'aperçu théorique des chapitres précédents, nous présentons le côté pratique de notre application .Notre but est la réalisation d'un système flexible et fiable qui segmente les images en utilisant l'algorithme FCM et AG et quelques variantes de celui-ci.

4.2.3. Langage de programmation

Pour l'implémentation de notre application, nous avons opté pour le langage C#.

4.3. Présentation et implémentation du système

Le système qu'on a réalisé est constitué de plusieurs modules, chacun correspond à une tâche spécifique. Il a pour but de classer les empreintes digitales en cinq classes : Arc, Arc tendu, Boucle à gauche, Boucle à droite et Spire. La structure du système réalisé est présentée par la figure suivante Figure.4.1

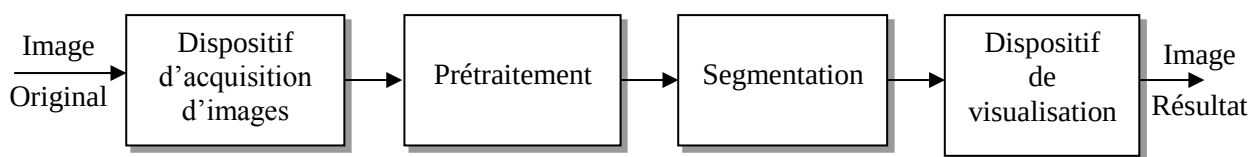


Figure.4.2 Structure de système de segmentation des images.

4.3.1 Acquisitions : Nous avons utilisé deux bases d'images : la première contient 20 images réelles de type BMP 8 bits (niveau de gris et images couleur). La deuxième est composée des images IRM du cerveau. La figure 4.2 présente quelques exemples de ces images.

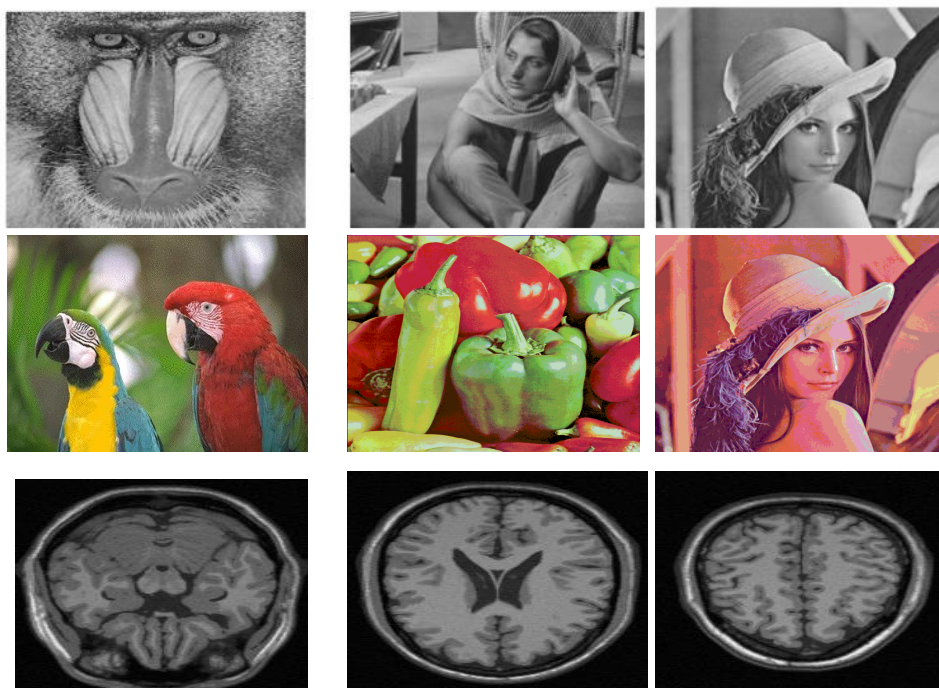


Figure.4.3 images standard.

4.3.2 Segmentation : on peut définir la segmentation comme étant une partition de l'image I en un nombre N de sous-ensembles R_i appelés régions, homogènes dans le sens d'un seul critère (couleur). Dans notre application on a implémenté deux méthodes ;

1. la segmentation FCM classique.
2. la segmentation FCM basée les AGs :
 - Algorithme FCM_AG1.
 - Algorithme FCM_AG2.

4.3.2.1 La segmentation basée FCM classique.

Fuzzy C-Means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité.

Etapes de l'Algorithme FCM

- ***Etape 1 : Initialisation***

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ik})^m d^2(x_j, b_i) \text{ avec } u_{ik} \in [0,1] \forall i, k, \sum_{k=1}^c u_{ik} = 1 \forall k$$

- ***Etape 2 : Modification des prototypes***

$$b_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}, \quad j \leftarrow \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ik})^m d^2(x_j, b_i)$$

- ***Etape 3 : Test d'arrêt***

$$\|j^{\text{ancien}} - j^{\text{nouveau}}\| \leq \varepsilon$$

Algo4.1 Algorithmes de FCM_AG

4.3.2.2 la segmentation FCM basée les AGs :

Dans notre implémentation, la représentation des individus est basée sur le codage binaire de l'information. C.-à-d. Le type de codage utilisé codage binaire classique. on obtient donc la séquence 01101 pour 13, la séquence 11001 pour 25, Le problème est qu'il existe plusieurs façons de coder l'information, et le choix optimal n'est pas évident à trouver. Chaque paramètre d'une solution est assimilé à une gène, une gène représente un centre de la partition. Un chromosome est une suite de gène, ici le chromosome présenté l'ensemble des centre de la partition. Une population est un ensemble d'individus. La fonction objectif est la même que

celle de l'algorithme FCM. Pour la sélection on a employé la sélection par la méthode de la loterie biaisée (roulette wheel). Croisement multi point est adopté pour créer une diversité dans la nouvelle population. On prend la probabilité de mutation égale à $pm=0.001$.

a. L'algorithme FCM_AG1

Etapes de l'Algorithme FCM_AG1

Initialisation aléatoire de $P(t)$.

Evaluer chaque individu de $P(t)$.

Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait Faire

$t = t + 1$.

Sélectionner $P(t+1)$ de $P(t)$.

Croisement $P(t+1)$.

Muter $P(t+1)$.

Evaluer $P(t+1)$

Utilisant la fonction objective de $J(B, U, C)$, tel que

- Nombre de class donnees C ;
- mettre à jour la matrice des degrés d'appartenance par la relation

$$u_{ij} \leftarrow \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d^2(x_j, b_i)}{d^2(x_j, b_k)} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad (4,1)$$

- calculer la fonction objective $J(B, U, C)$

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^c \cdot \sum_{j=1}^n (u_{ik})^m d^2(x_j, b_i) \quad (4,2)$$

Fin Utilisant

Fin tant que

Afficher le meilleur état rencontré au cours de la recherche.

b. L'algorithme FCM AG2

Etapes de l'Algorithme FCM_AG2 :

Initialisation de $P(t)$.

Evaluer chaque individu de $P(t)$.

Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait Faire

$t = t + 1$.

Sélectionner $P(t+1)$ de $P(t)$.

Croisement $P(t+1)$.

Muter $P(t+1)$.

Evaluer $P(t+1)$

Utilisant la fonction objective de $J(B, U, C)$, tel que

- Nombre de class donnees C ;
- mettre à jour la matrice des degrés d'appartenance par la relation :

$$u_{ij} \leftarrow \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d^2(x_j, b_i)}{d^2(x_j, b_k)} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1} \quad (4,3)$$

- calculer la fonction objective $J(B, U, C)$:

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^c \cdot \sum_{j=1}^n (u_{ik})^m d^2(x_j, b_i) \quad (4,4)$$

- mettre à jour a center des classes

$$b_i \leftarrow \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (4,5)$$

- recalculer la fonction objective $J(B, U, C)$

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^c \cdot \sum_{j=1}^n (u_{ik})^m d^2(x_j, b_i) \quad (4,6)$$

Fin Utilisant

Fin tant que

Afficher le meilleur état rencontré au cours de la recherche.

4.3.3 Evaluation : L'importance du problème de la segmentation en vision par ordinateur peut se mesurer par le nombre de travaux qui lui ont été dédiés. Une étude datée de 1995 recensait plus d'un millier d'algorithmes proposés [9]. Aujourd'hui, étant donnée l'expansion du domaine, on peut aisément imaginer que ce nombre a doublé.

Face à cette multitude de méthodes, l'évaluation quantitative des résultats est devenue une nécessité. Il s'agit cependant d'une tâche délicate qui a traditionnellement constitué un point faible des approches de segmentation. Souvent, les auteurs se contentent d'illustrer leurs publications avec quelques exemples d'images fréquemment utilisés ("Lenna", "cameraman", "mandrill", etc.) ou de présenter des images synthétiques qui mettent en évidence les points forts de leur méthode.

Il n'existe pas de "bonne" segmentation. Seule l'appréciation de l'utilisateur (qualité visuelle) et le but recherché permettent de définir une bonne segmentation pour un type de données. C'est pour cette raison que nous avons mesuré et quantifié les performances de notre segmentation de l'ensemble d'image.

4.3.3.1 Critères de validité

Pour tester les méthodes développées de façon pertinente, nous jugeons la qualité de la segmentation obtenue quantitativement et qualitativement à partir des différents critères d'évaluation.

//

a. Mesure de LIU ET YANG

La mesure de dissimilarité de LIU ET YANG [8] notée C_{LY} devant être faible, intègre trois paramètres qui sont le nombre de régions, l'aire des régions et la couleur moyenne de chaque région. Cette mesure pénalise les segmentations ayant un nombre de régions trop importants ou ayant des régions non homogènes en couleur.

$$C_{LY} = \frac{1}{1000 \times A} \sqrt{N} \sum_{i=1}^N \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}}$$

Où :

- A_i est le nombre de pixels de la région R_i .
- A le nombre total de pixels de l'image $A = \sum A_i$.
- N représente le nombre de régions de l'image segmentée.
- e_i^2 correspond à l'erreur quadratique portant sur la couleur de la région R_i . Elle est calculée à partir de la somme des distances de norme L_2 entre le vecteur couleur des pixels de la région R_i et le vecteur couleur attribué à la

R_i région dans l'image segmentée égal en général à la moyenne des couleurs de la région [34].

b. Critère de BORSOTTI

La mesure de dissimilarité de Liu et Yang pénalise les segmentations contenant trop de régions ou avec des régions non homogènes en couleur. Borsotti et al ont proposé de l'améliorer par :

$$C_{BR} = \frac{1}{10000 \times A} \sqrt{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{e_i^2}{1 + \log A_i} + \frac{N(A_i)^2}{A_i^2} \right)$$

Où $N(A_i)$ est le nombre de régions ayant une aire égale à A_i . Ce critère doit aussi être faible.

- Le premier terme de la somme favorise les régions homogènes, comme le critère de Liu et Yang.
- Le deuxième terme a une valeur élevée quand il y a beaucoup de petites régions, ce qui pénalise les images sur-segmentées en beaucoup de régions de même taille [15].

c. Critère D'UNIFORMITE

Ce critère simple est basé sur la somme des variances des régions.

$$u = 1 - 2 * c * \frac{\sum_{j=0}^c \sum_{i \in R_j} (f_i - u_j)^2}{N * (f_{max} - f_{min})}$$

- C est le nombre de classes ;
- R_i la région de chaque classe j ;
- f_i la valeur dans chaque pixel i ;
- u_j la moyennes de division la valeur de pixel i sur la somme de pixel i ;
- N est le nombre totale des pixels dans un image donnée ;
- f_{min} et f_{max} représenter la valeur minimale et maximale en respective dans une image donnée.

La valeur d'uniformité va entrer 0 et 1. La maximum valeur d'uniformité de la segmentation d'image est la meilleure.

Dans notre cas nous avons utilisé le critère d'uniformité de mesure. L'avantage de ce critère est d'être facilement mis à jour dans les opérations de division des régions.

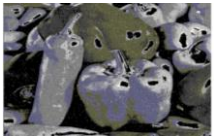
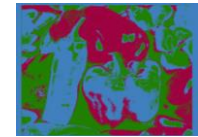
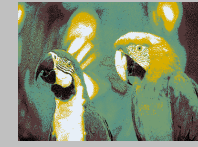
4.4 Présentation et Evaluation des résultats obtenus

L'évaluation objective et quantitative des résultats joue un rôle important dans la segmentation d'image. Il est possible pour un même système de segmentation de tester quantitativement l'influence du choix de certains paramètres sur les résultats de la segmentation.

4.4.1 Évaluation qualitative (visuelle)

L'évaluation des résultats d'une segmentation sur les images naturelle sans bruit et avec le bruit est difficile, du fait que sa qualité visuelle dépend des traitements en amont. La figure suivante présente quelque exemples de résultat de la segmentation par les trois méthodes implémentées FCM, FCM_AG1 et FCM_AG2 L'aspect visuel de ces images confirme que la segmentation est bonne.

- Les résultats qualitatifs obtenus :

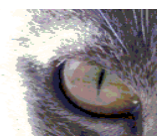
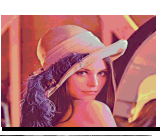
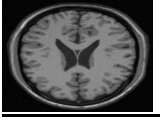
3 class	image	10 itérations	40 itérations	100 itérations
FCM Son bruit				
FCM avec bruit				
FCM_AG1 Son bruit				
FCM_AG1 Avec bruit				
FCM_AG2 Son bruit				
FCM_AG2 Son bruit				

Tab 4.1 les résultats de segmentation d'image par N=20, N=30, N=40 (3 classes).

4.4.2 Évaluation quantitative

On fait varier la taille population on calcule les trois Critères d'évaluation LIE et YANG, BARSOTTI, UNIFORMÉ ainsi que le temps d'exécution. Les valeurs numériques correspondantes sont présentées dans le tableau suivant dans la figure *. Les histogrammes correspondant sont illustrés.

- Les résultats quantitatifs obtenus:

Image		N=20		N=30		N=40	
	Crt	FCM_AG1	FCM_AG2	FCM_AG1	FCM_AG2	FCM_AG1	FCM_AG2
	Cr1	0,3610837	0,3727275	0,3398916	0,3516116	0,3516117	0,372728
	Cr2	0,2845705	0,2872067	0,2801878	0,2823063	0,2823063	0,2872068
	Cr3	0,9994097	0,9992891	0,9995763	0,9995332	0,9995965	0,9992489
	tmp	00:40.00	00:45.76	01:00.58	01:08.72	01:30.48	01:32.32
	Cr1	0,2880157	0,1449923	0,1540245	0,2926458	0,2164649	0,1171404
	Cr2	0,206579	0,08903736	0,1736232	0,2104519	0,477939	0,1615146
	Cr3	0,9999478	0,9999399	0,9999114	0,9999342	0,9998911	0,999898
	tmp	04:00.57	04:33.62	06:05.49	06:51.46	08:04.77	09:05.88
	Cr1	0,00321727	0,02074712	0,0404861	0,03396282	0,135847	0,1890983
	Cr2	0,00880001	0,004384839	0,002408289	0,000311950	0,3800348	0,4011902
	Cr3	0,9999669	0,9999606	0,9999698	0,9999979	0,9999615	0,9999616
	tmp	10:48.35	12:15.35	16:27.52	18:22.70	21:14.21	23:51.86
	Cr1	0,06269611	0,01125221	0,008257283	0,002031923	0,0034393	0,0343195
	Cr2	0,03717608	0,01321807	0,01301312	0,004302375	0,007524005	0,0025210
	Cr3	0,9999414	0,9999485	0,9998139	1	0,9999577	0,9996669
	tmp	07:56.52	08:58.78	04:21.01	04:35.73	22:00.78	28:12.25
	Cr1	0,5727692	0,5080159	0,4924811	0,5671485	0,5009881	0,7341195
	Cr2	0,6395811	0,6243666	0,6227427	0,6382442	0,620877	0,6375774
	Cr3	0,9997661	0,9997215	0,9997442	0,9998736	0,999704	0,9998429
	tmp	01:33.35	01:45.33	02:34.54	02:45.99	03:11.87	03:83.10
	Cr1	0,3043169	0,3383813	0,4864753	0,2883197	0,2883197	0,2883197
	Cr2	0,2749196	0,2791064	0,4928007	0,2707735	0,2707735	0,2707735
	Cr3	0,9995245	0,9993842	0,915866	0,9995658	0,9996515	0,9995186
	tmp	00:31.40	00:35.85	00:03.00	01:03.19	01:21.62	00:01.76

Tab 4.2 les résultats de segmentation d'image par FCM_AG1 et FCM_AG2 (3 classes).

- **Les diagrammes les résultats obtenus :**

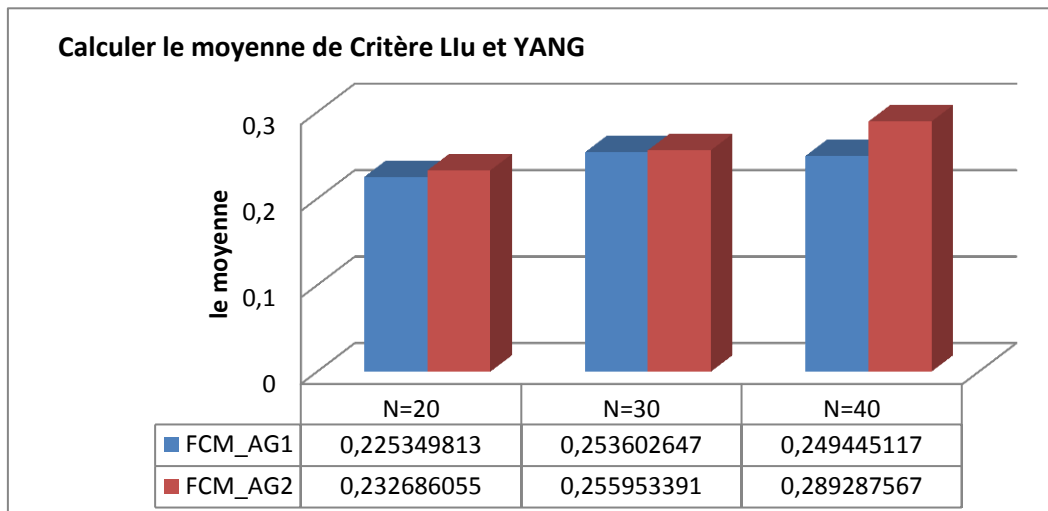


Figure.4.4. Diagramme Critère AG LIU ET YANG avec N=20, N=30, N=40.

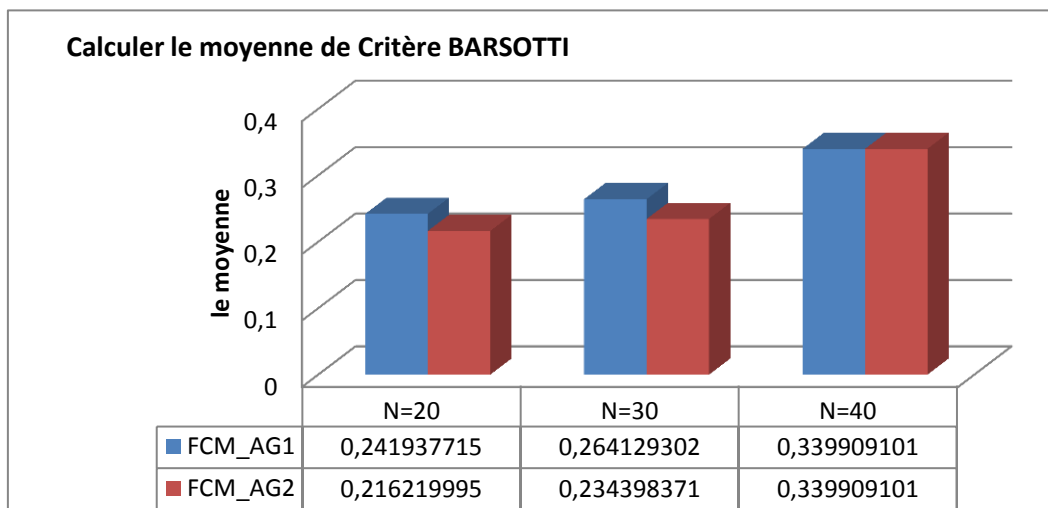


Figure.4.5. Diagramme Critère BORSOTTI avec N=20, N=30, N=40.

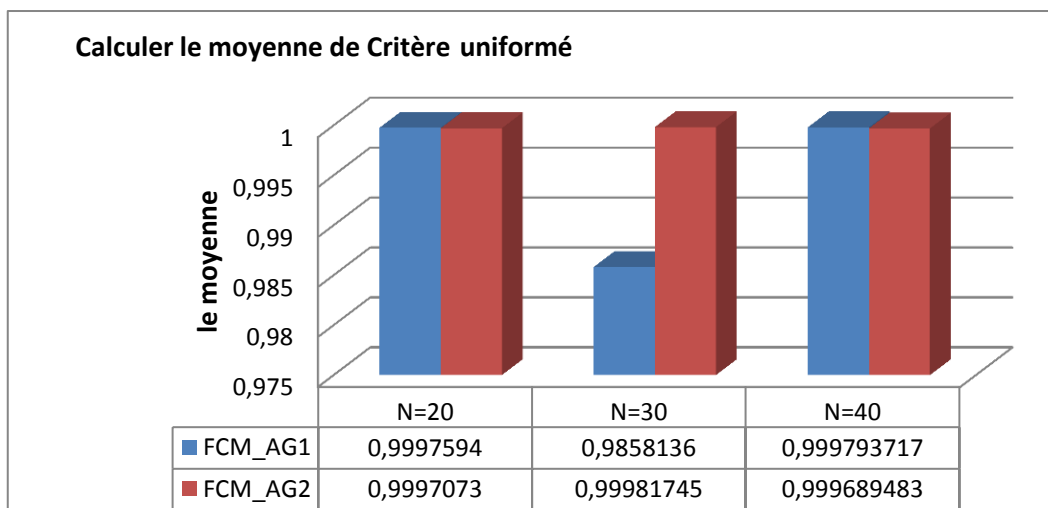


Figure.4.6. Diagramme Critère UNIFORMÉ avec N=20, N=30, N=40.

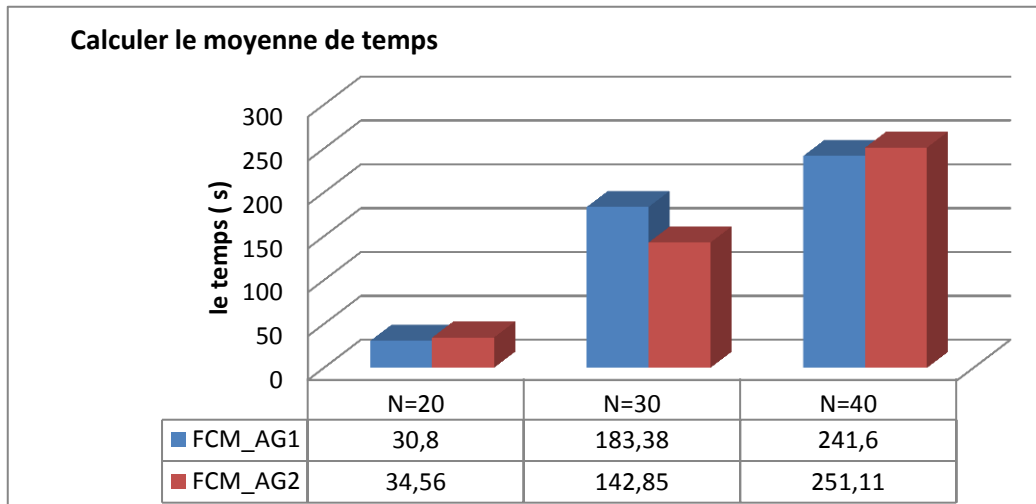


Figure.4.7. Diagramme de TEMPS avec N=20, N=30, N=40.

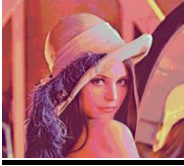
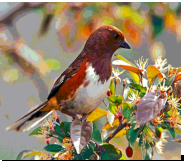
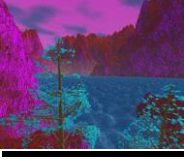
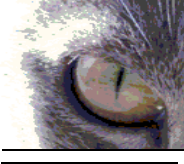
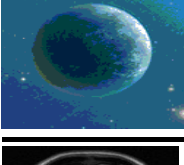
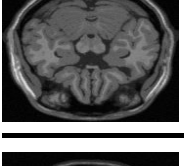
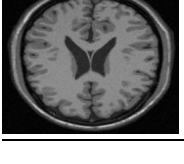
✓ Discussion:

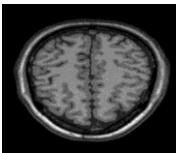
A partir des tableaux et les diagrammes précédent nous avons remarqué que :

- Les résultats obtenus de la segmentation par FCM, FCM_AG1, sont satisfaisante.
- la taille de la population (N=20) constitue un bon compromis en termes des critères d'évaluation : d'BARSOTTI et d'LIE YANG et temps d'exclusion.

Toutefois, nous conseillons de juger ces résultats avec prudence pour nombre de population et mimions (N=20) et comparent les trois méthodes de segmentation. Pour une taille de population égale à 20 et nombre de class égale à 3, on considère deux cas pour le nombre d'itérations quoi 50 et 100, on obtient les tableaux suivants :

• **Les résultats quantitatifs obtenus:**

Image	50 itérations				100 itérations		
	crt	FCM	FCM_AG_1	FCM_AG_2	FCM	FCM_AG_1	FCM_AG_2
	Cr1	0,2173629	0,2201102	0,2171044	0,2169864	0,1696092	0,1746596
	Cr2	0,1164749	0,1168883	0,1163552	0,1164152	0,1088957	0,1096547
	Cr3	0,7996094	0,9988434	0,9987171	0,7996094	0,9978899	0,9980201
	tmp	00:01.06	00:15.06	00:17.05	00:02.00	00:29.67	00:33.70
	Cr1	0,0072498	0,0184184	0,1084647	0,3728124	0,3429866	0,3662712
	Cr2	0,1040387	0,0056069	0,3710818	0,2889583	0,2828784	0,2873202
	Cr3	0,9960331	0,9999648	0,9999808	0,9253563	0,9995042	0,9994635
	tmp	00:42.38	10:21.53	12:03.90	00:44.47	11:17.33	12:27.97
	Cr1	0,370937	0,3531167	0,3696668	0,3709975	0,3699417	0,3570107
	Cr2	0,2878353	0,2840442	0,2875082	0,2878552	0,2875824	0,2845189
	Cr3	0,9080976	0,9995162	0,9994002	0,9071829	0,9994062	0,9994529
	tmp	00:02.78	00:40.86	00:46.94	00:05.64	01:20.39	01:31.25
	Cr1	0,2741596	0,2691182	0,339268	0,2749837	0,3332403	0,2599961
	Cr2	0,3320426	0,5244735	0,3457804	0,3322567	0,3456973	0,5200512
	Cr3	0,9850898	0,9998474	0,999917	0,9850898	0,9998839	0,9999041
	tmp	00:12.96	03:06.22	03:35.06	00:25.87	06:18.38	07:07.57
	Cr1	0,0010200	0,0176270	0,06953981	0,03961596	0,0047022	0,04557756
	Cr2	0,0484634	0,7131856	0,04585671	1,271378	0,1472923	1,525576
	Cr3	0,9982052	0,9999887	1	0,9927017	0,9999586	0,9999551
	tmp	00:31.40	00:50.34	02:56.40	00:31.40	00:31.40	00:31.40
	Cr1	0,3727275	0,6590891	0,3733357	0,4833812	0,2890511	0,3567148
	Cr2	0,2872067	0,7881441	0,2873572	0,4638098	0,2732223	0,2836664
	Cr3	0,8694838	1	0,9994514	0,8915843	0,9991872	0,9994686
	tmp	00:06.42	00:36.43	02:51.02	00:05.53	01:17.78	01:28.76
	Cr1	0,3616926	0,2464643	0,2086712	0,3355721	0,4634021	0,5331969
	Cr2	0,2898078	0,2697388	0,40384839	0,2999993	0,6089056	0,6142161
	Cr3	0,9800485	0,9996418	0,9999606	0,9288145	0,9998447	0,9998683
	tmp	00:02.75	00:27.94	12:15.35	00:05.89	0:47.67	01:04.15
	Cr1	0,4864753	0,3383813	0,3383813	0,4864753	0,3431949	0,2743641
	Cr2	0,4928007	0,2791064	0,2791064	0,4928007	0,2801542	0,2675151
	Cr3	0,915866	0,9993502	0,9993458	0,915866	0,9994389	0,9994448
	tmp	00:02.64	00:40.74	00:46.29	00:05.21	01:19.64	01:29.91
	Cr1	0,5863107	0,4277359	0,5063714	0,5872741	0,4634021	0,5811623
	Cr2	0,6443525	0,6003069	0,6249433	0,6446703	0,6106417	0,6427636
	Cr3	0,9909959	0,9996714	0,9997515	0,9906347	0,999706	0,9998635
	tmp	00:06.53	01:42.13	01:49.28	00:12.57	03:05.91	03:33.41
	Cr1	0,5876647	0,4909843	0,5269114	0,5875054	0,3609811	0,4176453
	Cr2	0,6444821	0,6199397	0,6283541	0,644424	0,6089056	0,6142161
	Cr3	0,9819245	0,9997032	0,9997646	0,981337	0,9998509	0,9997018
	tmp	00:06.67	01:35.32	01:48.31	00:12.99	03:10.61	03:36.85

	Cr1	0,581804	0,5369516	0,5864521	0,5786836	0,5819849	0,5703254
	Cr2	0,6430623	0,6309667	0,6445448	0,6419066	0,6430424	0,6394883
	Cr3	0,987689	0,9999648	0,9998683	0,9844593	0,9998447	0,9998185
	tmp	00:06.54	01:35.59	01:48.19	00:12.95	03:10.44	03:36.17
	Cr1	0,0088185	0,0119564	0,08118289	0,3700211	0,3536913	0,3331969
	Cr2	0,0128576	0,0147973	0,02023436	0,2878011	0,2838271	0,2799323
	Cr3	0,9944686	0,9999583	0,9999521	0,9016408	0,9994549	0,9991586
	tmp	00:42.85	11:12.73	12:17.73	00:56.89	25:03.35	28:18.62
	Cr1	0,060697	0,0318530	0,08481005	0,7534683	0,7482837	0,1335583
	Cr2	0,246848	0,1531233	0,481802	1,010464	1,008543	0,0011924
	Cr3	0,9961088	0,9999747	1	0,9817187	0,9998494	0,9998683
	tmp	00:42.75	10:12.97	11:23.69	00:56.98	15:08.48	19:48.42
	Cr1	0,3669682	0,3341736	0,2779306	0,3577097	0,3008254	0,31247
	Cr2	0,2833232	0,2768645	0,269879	0,2813146	0,2686926	0,2708788
	Cr3	0,9323323	0,9993392	0,999733	0,8968464	0,9991553	0,9997287
	tmp	00:50.60	11:38.50	12:43.86	01:22.46	31:20.20	50:30.91
	Cr1	0,373808	0,368685	0,3448254	0,373808	0,3295207	0,3521459
	Cr2	0,2889437	0,2877493	0,281837	0,2889437	0,2797594	0,2837589
	Cr3	0,932112	0,9995275	0,9997253	0,932112	0,9991547	0,999297
	tmp	00:52.60	12:39.10	12:44.59	01:45.20	35:21.37	12:32.04
	Cr1	0,3747102	0,2542037	0,2862471	0,3747102	0,3337184	0,3581247
	Cr2	0,2884212	0,2639695	0,2690797	0,2884212	0,2800702	0,2847386
	Cr3	0,9622829	0,9991518	0,9992763	0,9622829	0,9994674	0,9994963
	tmp	00:45.22	10:42.56	10:47.13	02:17.43	32:25.40	45:24.13
	Cr1	0,7483611	0,119034	0,7303805	0,7496256	0,7461845	0,0862866
	Cr2	0,9972778	0,0294835	0,9903929	0,9977614	0,9964136	0,0371193
	Cr3	0,9800001	0,9998192	0,9999226	0,9803821	0,999897	0,9998499
	tmp	00:10.67	02:41.60	03:04.87	00:21.05	05:09.33	27:10.11
	Cr1	0,7322693	0,1375082	0,1147599	0,7322693	0,7374132	0,0886038
	Cr2	0,9890116	0,0278225	0,03725068	0,9890116	0,9908869	0,1851599
	Cr3	0,9693307	0,992259	0,9999396	0,9693307	0,999847	1
	tmp	00:10.60	02:38.86	02:58.17	00:20.98	05:04.77	05:49.91
	Cr1	0,0680814	0,1287808	0,1720309	0,06808148	0,06520049	0,0509893
	Cr2	0,1571511	0,4280013	0,1839591	0,1571511	0,1567123	0,151632
	Cr3	0,9892997	1	0,9999346	0,9892997	0,999917	0,9999726
	tmp	00:31.56	07:54.59	09:05.08	01:03.17	15:42.88	17:39.34
	Cr1	0,1187375	0,1892046	0,0420532	0,1187375	0,1290785	0,0872543
	Cr2	0,1734161	0,1878364	0,1497299	0,1734161	0,4289907	0,1631908
	Cr3	0,9898618	0,9999652	0,999952	0,9898618	1	0,99994
	tmp	00:32.30	02:50.88	08:57.68	01:03.05	15:23.83	16:57.49

Tab 4.3. les résultats de segmentation d'image par FCM_AG1 et FCM_AG2 (3 classes).

- Les diagrammes les résultats obtenus:

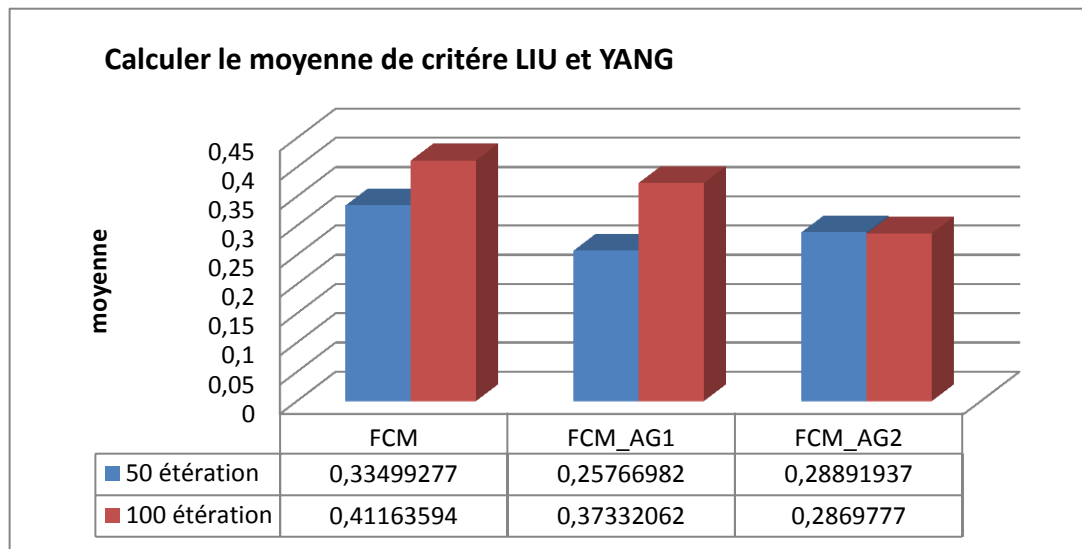


Figure.4.8. Diagramme Critère AG LIU ET YANG avec itr=50,itr=100.

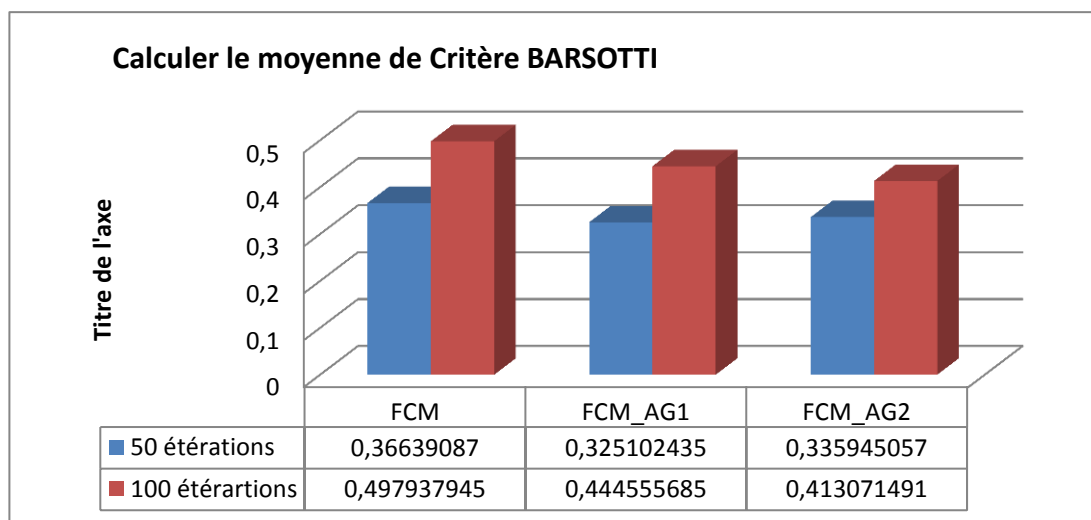


Figure.4.9. Diagramme BARSOTTI avec itr=50,itr=100.

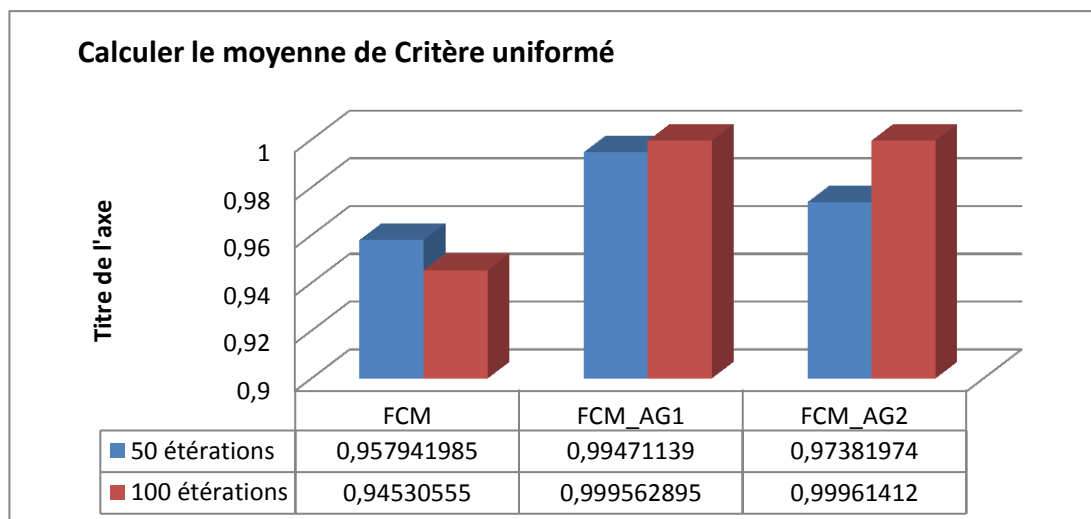


Figure.4.10. Diagramme Critère uniformé avec itr=50,itr=100.

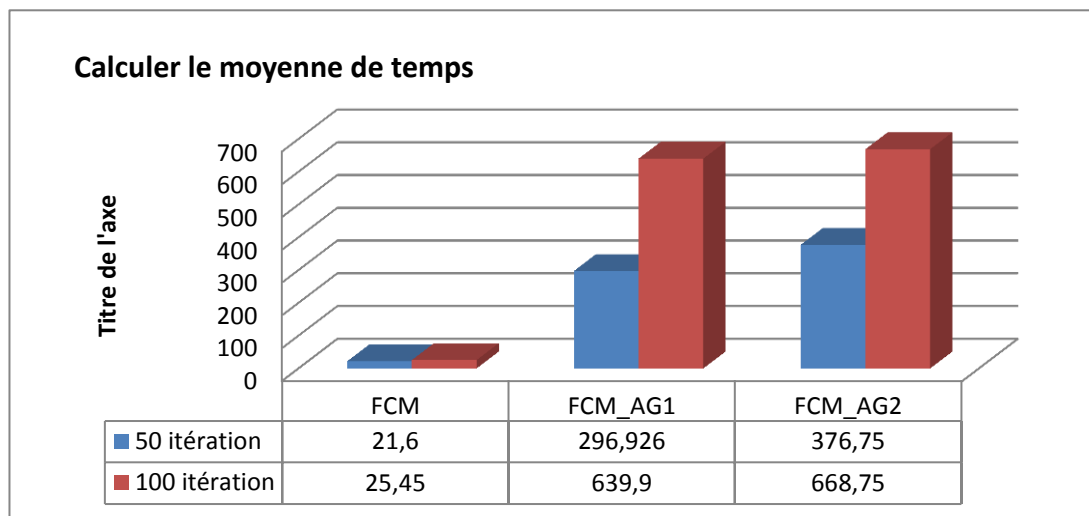


Figure.4.11. Diagramme temps avec itr=50,itr=100.

✓ Discussion:

A partir des tableaux précédents nous avons remarqué que :

- Les résultats obtenus de la segmentation par les trois méthodes adoptées : FCM sont satisfaisantes.
- les valeurs du critère d'uniformité montrent clairement la performance des méthodes basées algorithmes génétiques adoptées par rapport à l'algorithme FCM. On peut dire que les régions de la segmentation FCM_AG1 et FCM_AG2 possèdent une uniformité supérieure.
- L'algorithme FCM_AG2 dépasse les deux autres méthodes en termes de deux critères : critère de LIU_YANG et celui de BARSOTTI. Ce que veut dire que FCM_AG2 fournit une segmentation n'ayant pas un nombre de régions trop importants ou n'ayant pas des régions non homogènes en couleur.
- En termes de temps d'exécution, les algorithmes basés ag sont plus lents que l'algorithme FCM classique mais elles sont plus performantes.

4.5 Quelque interface de l'application

L'interface principale de notre logiciel est présentée par la figure suivante :

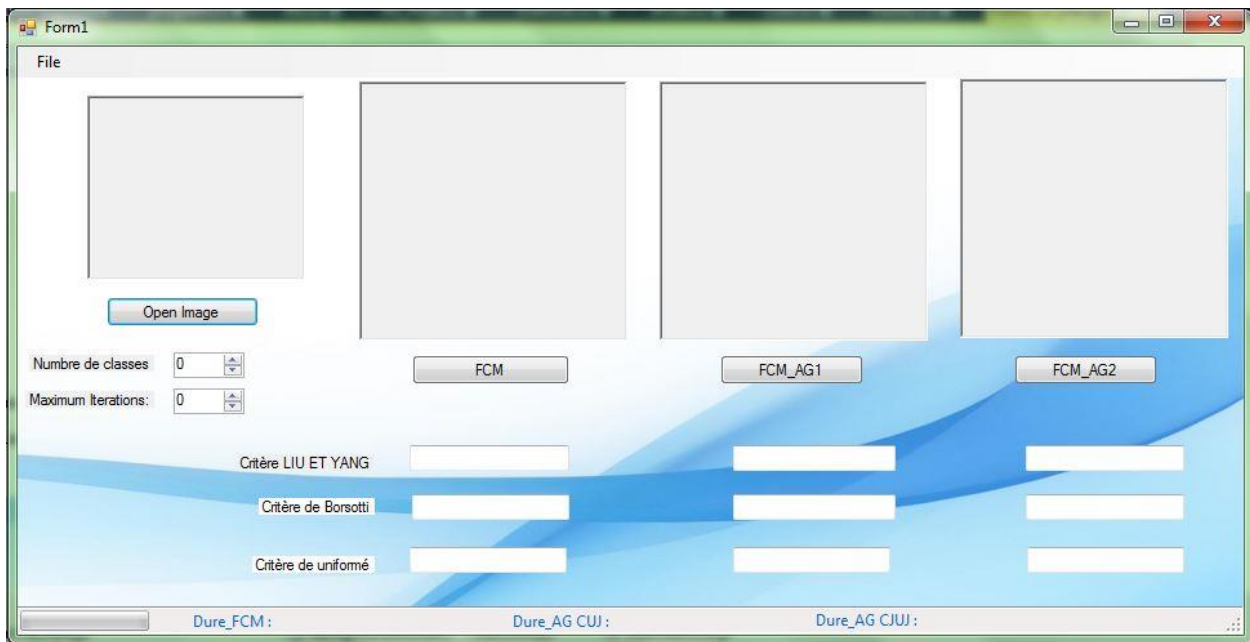


Figure.4.12 L'interface principale.

Dans le menu fichier on peut charger une image, et on peut également appliquer les algorithmes FCM (fuzzy c means), FCM_AG1, FCM_AG2 (voir Figure. 4.4).

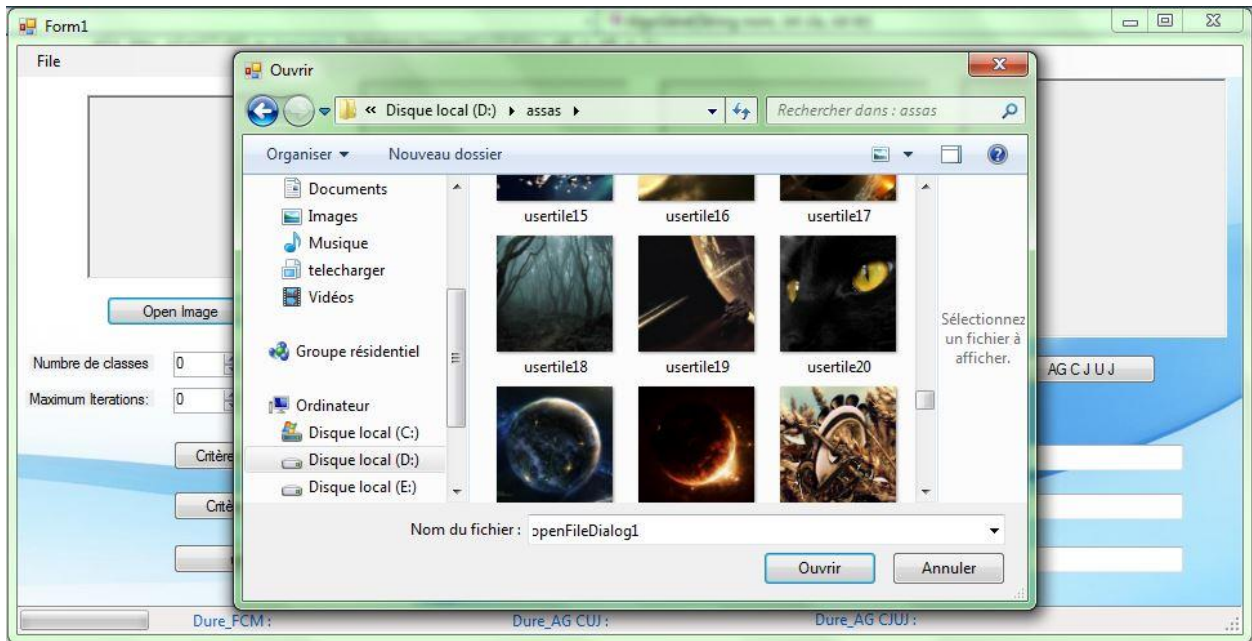


Figure.4.13. L'interface select image file

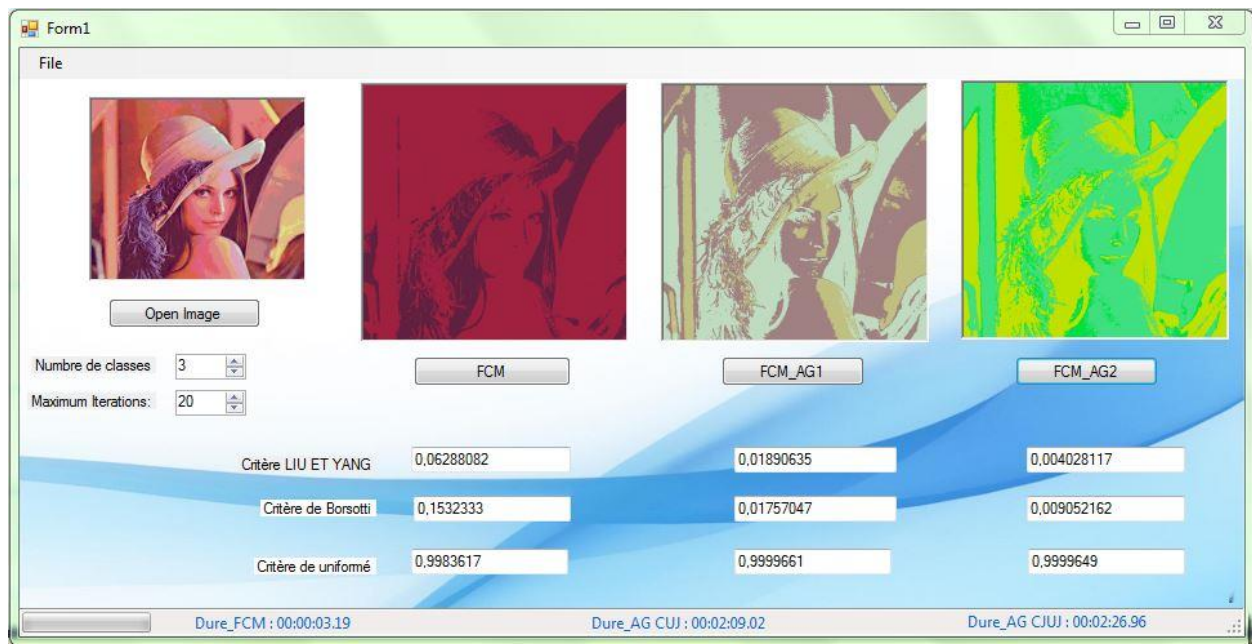


Figure.4.13. La résultat de la segmentation.

4.6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre la conception et l'implémentation des trois méthodes : la première c'est segmentation floue FCM et les deux autres c'est segmentation floue FCM utilisant les algorithmes génétiques. Pour l'évaluation on employer trois critères : LIE et YANG, BARSOTTI et UNIFORME la fin, On peut conclure que l'utilisation des AG avec la segmentation floue a permet d'améliorer les performances de la segmentation floue FCM avec un temps d'exécution raisonnable.