

Rapport De Stage

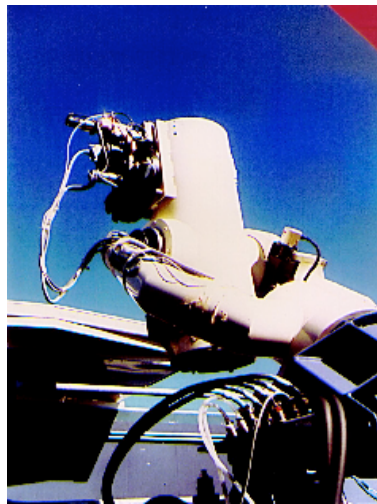
DEA Signal, Image et Acoustique

Option : Traitement de l'image

Etablissement: SUPAERO



SEGMENTATION D'IMAGES ASTRONOMIQUES PAR MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE



Présenté par **Patrick HEAS**
Responsable : Michel BOER
Collaboration: Michel SCHMITT

Soutenance le 3 juillet 2001.

Table des matières

1	Introduction	3
1.1	Présentation du projet TAROT	4
	Les sursauts gamma ou GRB (Gamma Ray Burst)	4
	L'objectif scientifique de TAROT	4
	Caractéristiques techniques	5
	Les phases de traitement des images TAROT	6
1.2	Rôle de la segmentation et explication du sujet de stage	8
2	Méthodologie de la segmentation d'images TAROT	9
2.1	Un Modèle de base inspiré des travaux de S.Beucher et F.Meyer.	9
	2.1.1 Un histogramme caractéristique	9
	2.1.2 Détail du modèle	10
	2.1.3 Critiques et améliorations de la méthodologie	15
2.2	Amélioration de la qualité des marqueurs	16
	2.2.1 Suppression des extréma ponctuels	16
	2.2.2 Suppression du bruit impulsionnel	16
	2.2.3 Suppression des variations lentes de l'image	17
	2.2.4 Suppression des minima de profondeur inférieure à un paramètre ajustable	17
2.3	Amélioration de la fonction topographique par le modèle de Canny-Dérivée	18
3	Adaptation des méthodes aux caractéristiques des sources à segmenter	21
3.1	Trois principaux types d'objets à segmenter	21
	3.1.1 Les sources ponctuelles de diamètre moyen	21
	3.1.2 Les sources ponctuelles de faible diamètre	22
	3.1.3 Les sources étendues	23
	3.1.4 Fusion des résultats	24
3.2	Organigramme de la segmentation	25
3.3	Ajustement des paramètres de la segmentation	26
4	Résultats et Discussion	31
	Comparaisons avec les résultats de Sextractor	31
5	Orientations futures et Conclusion	33
	Bibliographie	34
	Annexes	35
	A1)Code source: segmentation et calcul des taux de fausse et non détection	35
	A2) Tableaux des taux de fausse et non détection en fonction des profondeur h1 et h2	44

Chapitre 1

Introduction

Très intéressé par l'astronomie et l'instrumentation spatiale, j'ai effectué mon stage de DEA Signaux Images et Acoustique au Centre d'Etudes Spatiales des Rayonnements qui est un laboratoire affilié au CNRS.

Mon travail s'inscrit dans le cadre du projet TAROT (Télescope à Action Rapide pour les Objets Transitoires).

Après avoir succinctement présenté le projet TAROT sur lequel nous travaillons ainsi que le sujet du stage, mon étude s'attachera à détailler les méthodes de segmentation développées et enfin, à analyser les résultats.

1.1 Présentation du projet TAROT

Les sursauts gamma ou GRB (Gamma Ray Burst)

Les sursauts gamma ont été découverts en 1973, suite au traité d'interdiction nucléaire signé par les protagonistes de la guerre froide. Ces objets sont de brusques bouffées de rayons gamma, d'énergie allant de quelques keV à plusieurs dizaines de GeV et qui durent de quelques millisecondes à quelques minutes. Comme on ne sait pas d'où ils viennent ni quand ils se produisent il est très difficile de les observer en optique (domaine du visible) ou dans d'autres domaines de longueur d'onde. Nous savons que ces sources sont situées à des distances très grandes (de l'ordre du milliard d'années lumières), dites cosmologiques. Cependant, les détections gamma ont des résolutions angulaires très faibles, et pour connaître la provenance de ces sursauts, il est indispensable de détecter l'émission optique simultanée.

L'objectif scientifique de TAROT

(Télescope à Action Rapide pour les Objets Transitoires)

Le but est la **détection des contreparties optiques des sursauts gamma cosmiques**. Tarot consiste en un observatoire automatique à grand champ, dont la particularité est la très grande vitesse de réaction et d'acquisition des données. D'une manière générale, le télescope est destiné à l'étude sur alerte des phénomènes transitoires de courtes durées, détectés par des moyens spatiaux. Il est capable de pointer tout point du ciel en 3 secondes et d'acquérir les images qu'il doit traiter en un minimum de temps.

TAROT est le maillon d'une chaîne plus générale constituée de satellites et télescopes. Ainsi, le télescope X de HETE (satellite: High Energy Transient Explorer) localise les sources avec une précision de l'ordre du demi degré pour les sursauts brillants et transmet ensuite à TAROT les positions des transitoires détectées via un ensemble de petites stations radio et du réseau Internet. Ainsi, l'observation systématique des sursauts gamma permettrait de connaître le spectre à basse énergie des sursauts et de les localiser très finement. Si cette localisation est suffisamment précise (de l'ordre de trois secondes d'arc), on pourra alors réaliser une étude statistique en vue de déterminer la distance de ces sursauts. Actuellement, la question est de savoir si ces sursauts ont lieu dans la proche banlieue galactique (à des distances de l'ordre de 150 kpc) ou alors dans l'univers extra-galactique, à des distances cosmologiques (qui est l'hypothèse la plus probable)[02].

En plus de l'étude des phénomènes rapidement variables, en particulier les sursauts gamma cosmique ainsi que l'accompagnement au sol des missions spatiales de haute énergie, le télescope TAROT permettra également d'étudier un grand nombre de sources telles que les étoiles variables, binaires, les comètes, les novae et supernovae...

Le projet TAROT sur lequel nous avons travaillé pour ce stage s'inscrit dans le cadre de l'étude de l'univers des Hautes Energies. Mon responsable de stage Michel Boër, chercheur CNRS, est le principal investigateur du projet TAROT.

Caractéristiques techniques :

TAROT est un observatoire **complètement** automatisé, depuis les opérations de prise de vue, de début de nuit, jusqu'à la sauvegarde et au traitement des données. En fait, il n'y a pas de présence humaine lors des opérations, soit localement soit à distance. En effet, il est piloté par le logiciel MAJORDOME qui gère l'ordonnancement des prises de vue et qui, chaque nuit, effectue trois tâches parallèles:

- Les acquisitions en mode automatique, il s'agit du mode routine qui permet l'observation de sources prévues à l'avance (de l'ordre de plusieurs mois). Cette tâche occupe environ 90 % du temps de fonctionnement du télescope.

Les 10 pour cent du temps restant se partagent entre:

- Les acquisitions demandées par requêtes explicites de la part des utilisateurs via internet;
- Les acquisitions lors d'alertes sursauts gamma, ces requêtes gérées comme des interruptions étant émises par un réseau de satellites et de télescopes. En effet, Tarot est relié à une chaîne d'observateurs reliés entre eux via Internet ce qui permet une réaction rapide (0.5 seconde) de tous ces observateurs lors d'une alerte gamma. Il est capable de pointer tout point du ciel en moins de 3 secondes, et de suivre au moins 5 minutes sans bougé sensible.

TAROT est installé sur le site du plateau du Calerne de l'Observatoire de la Côte d'Azur, dans un bâtiment dont le toit se rétracte complètement afin de permettre une visée très bas sur l'horizon.

Les images acquises par la caméra CCD de TAROT se présentent sous la forme d'un fichier au format FITS (Flexible Image Transport System). Ce format de données inclus, en plus de l'image, des données relatives à la prise de vue.

Diamètre du miroir primaire 25 cm
Champ de vue 2 x 2 degrés
Résolution optique 20 microns
Temps de pointage et acquisition maximum 3 secondes
Vitesse maximale en pointage 120 deg/s
Type du CCD Kodak épais
Nombre d'éléments du CCD 1024 x 1280
Taille élément CCD 15 microns
Temps de lecture CCD 30 secondes
Bruit de lecture total 100 e- rms
Roue à filtre 6 positions
Magnitude limite 16
Temps d'intégration en alerte (typique) 20s
Temps d'intégration en routine 1 à 5 min.
Flat fields (PLU) artificiels et ciel
Vitesse du vent max inférieure à 80 km/h

TAB. 1.1 – *Caractéristiques techniques du télescope et de la caméra.*

La caméra utilisée actuellement est une caméra commerciale dont les caractéristiques sont résumées ci-dessus.(tableau 1.1) Une caméra CESR-CEMES (Centre d'Elaboration des Matériaux et d'Etudes Structurales) sera bientôt utilisée. Elle utilisera une matrice CCD de 2048*2048 éléments de 14 microns, de temps de lecture 1 seconde, de bruit de lecture inférieur à 10 e- et atteindra la magnitude 19¹ en 1 minute.

1. La magnitude d'une étoile est, en logarithme, inversement proportionnelle au flux reçu par celle-ci

Les phases de traitement des images TAROT

Les images obtenues sont de taille 1024*1280. Ce sont des images brutes générées par la caméra détaillée ci-dessus et qui présentent certains défauts caractéristiques comme toute image CCD astronomique. On observe d'ailleurs sur les images brutes, une zone centrale plus éclairée que les bords, effet plus connu sous le nom de **vignettage** et qui correspond à l'interception des rayons lumineux en bords de champ.

En conséquence, dans un premier temps, pour corriger tous ces défauts et pour améliorer le contraste des images CCD, notre image va subir une première opération de prétraitement : Comme le montre la figure 1.1, les différentes contributions à l'intensité $I(x,y)$, sur l'image brute, sont définies par trois paramètres fondamentaux :

- $b(x,y)$** : la précharge (bias), est une valeur de précharge de la caméra, constante et indépendante de la température et du temps de pose.
- $d(x,y,t,T)$** : le noir (dark), est la valeur des charges thermiques accumulées pendant la pose. La valeur de $d(x,y,t,T)$ est proportionnelle au temps de pose t . Pour un même temps de pose, la valeur $d(x,y,t,T)$ est d'autant plus petite que la température T est faible.
- $r(x,y)$** : le facteur de réponse du pixel. Il est déterminé à partir d'une plage de lumière uniforme (notée P.L.U. et aussi flat-field en anglais).

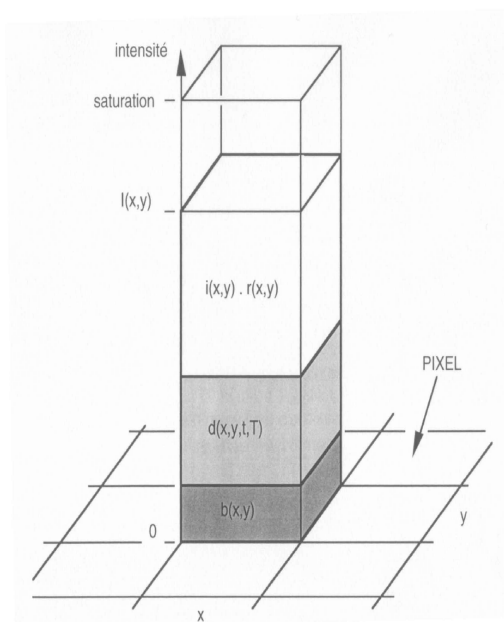


FIG. 1.1 – Les différentes contributions à l'intensité $I(x,y)$ que l'on mesure sur le pixel de coordonnées (x,y) de l'image brute.

Le prétraitement consiste donc à appliquer à l'image brute la relation (1.1):

$$i(x,y) = \frac{I(x,y) - [b(x,y) + d(x,y,t,T)]}{r(x,y)} \quad (1.1)$$

Il faut aussi rappeler les autres principales sources de bruit:

- Bruit électronique de lecture
- Bruit de quantification (faible dans le cas présent)
- Bruit thermique poissonien
- Bruit des photons, de l'atmosphère et des sources.

Les étapes de prétraitement présentées ci-dessus, ainsi que la phase proprement dite de traitement que l'on va exposer-ci dessous, ont déjà été mises en oeuvre lors de précédent stage ou thèse. La détection est faite avec le logiciel Sextractor développé par E. Bertin et S. Arnout [11]: Mathieu Bringer, ancien étudiant de l'ENSEEIH, a développé, lors de son stage de fin d'étude et de son doctorat, le logiciel de traitement d'images, utilisant Sextractor, appelé Taitar et développé dans, l'environnement C++ Builder où figurent ces étapes[07].

Dans un second temps, pour détecter les objets présents, effectuer la segmentation des objets, faire l'étude photométrique et enfin les classer, on entrera dans la phase de Traitement de l'image. Dans le logiciel Sextractor le traitement des images est effectué en plusieurs étapes dont l'organisation est décrite dans la figure ci-dessous(figure 1.2).

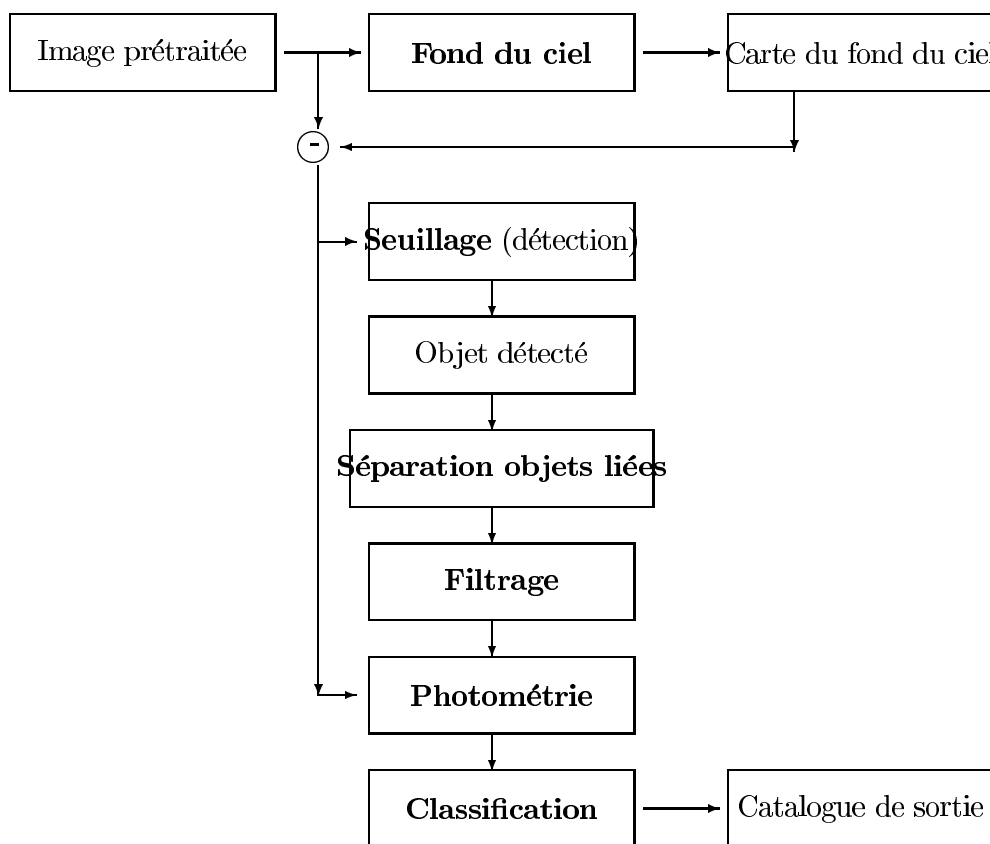


FIG. 1.2 – Organisation générale de la phase de traitement.

Carole Thiebault, également étudiante de l'ENSEEIH, s'est attachée à développer l'ultime étape du traitement de l'image, à savoir la comparaison avec le catalogue existant en utilisant une analyse multirésolution[08]. Toutefois, cette méthode reste à être mise en oeuvre.

Le logiciel général effectuant actuellement l'ensemble de ces tâches se nomme *GRENOUILLE*.

1.2 Rôle de la segmentation et explication du sujet de stage

La segmentation, qui constitue une étape importante du traitement de l'image, a pour but d'extraire le plus exactement possible les sources du ciel afin d'en déterminer leurs positions et leurs magnitudes dans l'étude photométrique. Il s'avère donc nécessaire de délimiter les sources en approchant au mieux leurs contours.

Dans le logiciel SExtractor (figure 1.2), quelques difficultés persistaient lors de cette étape.

Premièrement, l'estimation du fond du ciel afin d'en dresser une carte pour annihiler le bruit important de l'image s'avère une étape très délicate, car les sources ont pour la plupart, des niveaux de gris proches de ceux du bruit de fond. Afin de déterminer à quels niveaux de gris les sources appartiennent, gardons seulement, dans l'histogramme de l'image Tarot de la "nébuleuse du crabe" (figure 1.3), la partie supérieure à $(m + \sigma)$ de la gaussienne formée par le bruit de l'image. On observe alors que la majorité des sources a disparue (figure 1.3). Cela montre que les pixels contenant l'information sur les sources à segmenter sont majoritairement confondus avec le bruit (particulièrement dans l'intervalle $[m, m + \sigma]$) et, que seules quelques étoiles de faibles magnitudes peuvent être extraites.

Deuxièmement, la détection des objets est faite par seuillages, ce qui demande par la suite, une étape de séparation des objets liés puis un filtrage.

Dernièrement, cela pose un problème de rapidité de calcul.

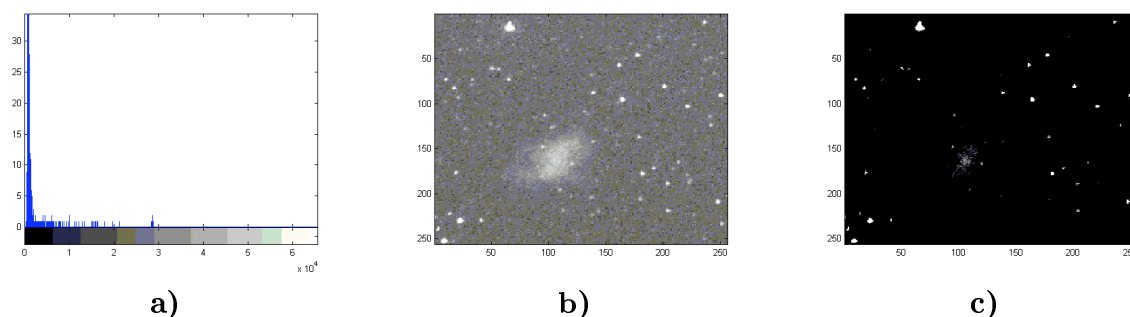


FIG. 1.3 – Histogramme de la nébuleuse du Crabe prétraitée (a), l'image prétraitée (b) et, la même image où le bruit de fond (en dessous de $m + \sigma$) a été ôté (c).

Pour palier à ces problèmes, on se propose d'utiliser des outils de morphologie mathématique semblant plus adaptés. Leur utilisation permet d'une part de s'affranchir de l'estimation de fond du ciel et d'autre part, permet de mieux s'adapter aux objets que l'on veut détecter. En effet, cet outil permet de s'attaquer directement à la morphologie des objets à segmenter c'est à dire dans le cas d'images astronomiques, de pouvoir extraire les sources qui, sont des objets caractérisés par des dômes de la surface topologique, même très proches du bruit de fond de l'image contrairement à un seuillage.

Une analyse par cet outil à également pour but de s'adapter aux sources ponctuelles, et aux sources étendues en jouant sur l'élément structurant. Il en résultera plusieurs segmentations, adaptées à chaque type de source qui seront ensuite fusionnées.

Les contours seront réels et non des ellipses comme le faisait le logiciel SExtractor, ce qui améliorera la précision de l'étude radiométrique.

Enfin, le temps de calcul sera largement optimisé.

En clair, dans l'organigramme 1.2, la segmentation par morphologie mathématique remplacera la partie centrale du traitement à savoir: la détection par seuillage, la séparation des objets liés et, le filtrage.

Chapitre 2

Méthodologie de la segmentation d'images TAROT

2.1 Un Modèle de base inspiré des travaux de S.Beucher et F.Meyer.

Afin d'extraire le plus justement possible les sources du ciel, je me suis basé sur le modèle de l'électrophorèse de S. Beucher et F. Meyer présentant une bonne analogie avec les images astronomiques. Mais, afin de comprendre mieux où se situe l'information dans une image astronomique, je vais m'attarder dans un premier temps sur l'histogramme d'une image TAROT.

2.1.1 Un histogramme caractéristique

Regardons de plus près l'histogramme d'une image TAROT, celui de l'image contenant la nébuleuse du crabe(M1) par exemple (figure 2.2): Il est quantifié en 16 bits. Nous constatons aussi qu'il est principalement unimodale c'est à dire la majorité des pixels ont des niveaux de gris regroupés autour d'une valeur. Cette distribution forme une gaussienne centrée grossièrement sur le niveau de bruit moyen 816 et d'écart type 599, le max étant égal à 28711 et le min à 373. Il est donc clair qu'il subsiste une minorité de pixels qui ont des niveaux de gris largement en dehors de cette gaussienne (figure 2.2).

Cette distribution ne pose pas de problème si l'on veut travailler en 16 bits. Mais le passage sans précaution en 8 bits entraîne une grossière quantification des niveaux de gris intéressant(figure 2.2). Une première approche s'est faite avec Matlab, à l'aide de la toolbox de morphologie mathématique configurée en binaire, puis, dans un souci d'implémentation future et d'optimisation de temps de calcul, la programmation s'est faite en langage C, à l'aide d'une bibliothèque déjà existante configurée en 8 bits et développée par *Michel Schmitt*, Professeur à l'école des Mines de Paris.

En conséquence, pour perdre le moins d'information, c'est à dire quantifier les niveaux de gris le plus pertinemment possible, j'ai d'abord effectué une égalisation de l'image prétraitée. Puis après avoir fixé un seuil haut et un seuil bas de part et d'autre de la gaussienne, j'ai ramené tous les pixels en dehors de cet intervalle au seuil le plus proche afin de garder seulement la partie la plus pertinente. Après réqualisation de l'image, j'ai coupé les bits de poids faibles afin de passer en 8 bits (résultat illustré par l'histogramme 2.2). la seule conséquence de cette saturation sera une plus grosse étendue des objets de faible magnitude.

Cependant, la meilleur solution à l'avenir sera de configurer cette bibliothèque en 16 bits.

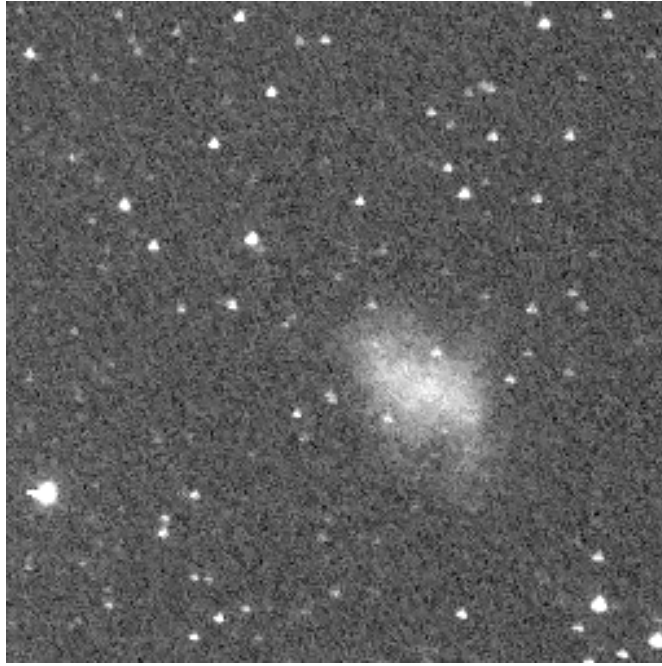


FIG. 2.1 – *Image originale de la nébuleuse du crabe.*

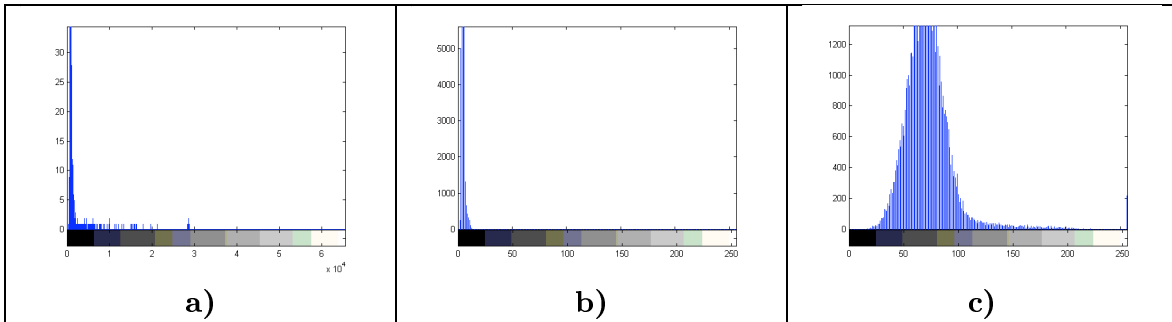


FIG. 2.2 – *Histogramme de M1 quantifié en 16 bits (a), en 8 bits par coupure des bits de poids faibles (b) et, en 8 bits par coupure des bits de poids faibles, précédée des seuillages haut et bas(c).*

2.1.2 Détail du modèle

A l'aide d'articles et cours de morphologie mathématique, avec notamment l'appui des exposés de cours de M. Schmitt[03] et grâce à l'analyse assez mathématique de J. Serra[02], un premier modèle a pu être développé.

Ligne de Partage des Eaux simple

Toute image en niveau de gris peut être assimilée à une surface topographique. Sur cette dernière, on peut effectuer une LPE (Ligne de Partage des Eaux), outil de segmentation par excellence en morphologie mathématique détaillé ci-dessous, afin d'en extraire certains contours.

L'algorithme utilisé est celui basé sur la définition de la LPE de Beuscher et Meyer.[01] Il s'expose ainsi:

Initialisation:

$$W_0 = m_0(f) \quad (2.1)$$

$m_0(f)$ désigne les maximum de f , la fonction numérique du gradient de l'image, à l'altitude nulle et W_0 , la section des bassins versants de f au même niveau.

Pour $i=1$ jusqu'à $i=N$, calculer:

$$W_i = [SKIZ_{Z_i(f)}(W_{i-1})] \cup m_i(f) \quad (2.2)$$

Le premier terme désignant le squelette par zones d'influences géodésiques de W_{i-1} , section des bassins versants de f au niveau $i-1$ dans le seuil de f au niveau i , et le second terme étant constitué des minima de f à l'altitude i . Ce dernier terme peut être calculé pour chaque niveau par l'opération suivante:

$$m_i(f) = Z_i(f)/R_{Z_i(f)}(Z_{i-1}(f)) \quad (2.3)$$

C'est la différence entre le seuil i et la reconstruction géodésique du seuil $i-1$.

A la fin de la procédure, W_N représente les bassins versants de f , et :

$$LPE(f) = W_N^c \quad (2.4)$$

Mais cet outil très puissant nous met cependant face à certaines difficultés. Notamment, la LPE est très sensible au bruit ce qui induit une sur-segmentation qui peut s'avérer désastreuse.

Pour contrer cet effet, il existe de nombreuses méthodes. Cependant chacune d'elles doit être adapté à l'information que l'on cherche à extraire de l'image. En ce qui concerne les images astronomique TAROT, comme cela à été énoncé plus haut, les étoiles, galaxies, amas globulaires, nébuleuses ou autres objets observés, sont caractérisées par des dômes de la surface topologique plus ou moins encaissés, plus ou moins étendus et assez fortement détériorés par le bruit.

Ce type d'image peut se rapprocher des images d'un gel d'électrophorèse bidimensionnelle qui à été déjà étudié par S.Beucher et F.Meyer. Exposons ci-dessous leur méthodologie adaptée à des images astronomiques:

On peut considérer que le contour de chaque objet astronomique correspondra aux points situés entre le centre de l'objet et le fond et présentant le contraste maximum. Il est alors possible de définir le contour des dômes comme la ligne de partage des eaux du module du gradient de l'image.

Prenons, dans un soucis de clarté, le négatif de l'image TAROT afin de se rapprocher un maximum de la méthodologie de l'électrophorèse. Cela a pour conséquence de transformer les dômes représentant les objets en cuvettes topologiques.

Cette définition simple, appliquée à l'image de "M1", produit le contour des objets illustré à la figure 2.3.

On a ici utilisé le gradient symétrisé morphologique avec f , la fonction image g , le gradient morphologique et H , l'élément structurant croix unité:

$$g(f) = (f \oplus H) - (f \ominus H) \quad (2.5)$$

Il est clair que cet application simpliste a pour conséquence un résultat plus que médiocre. En effet, il suffit de mettre en évidence les minima de l'image pour constater qu'un nombre considérable de composante connexes apparait. (figure 2.3)

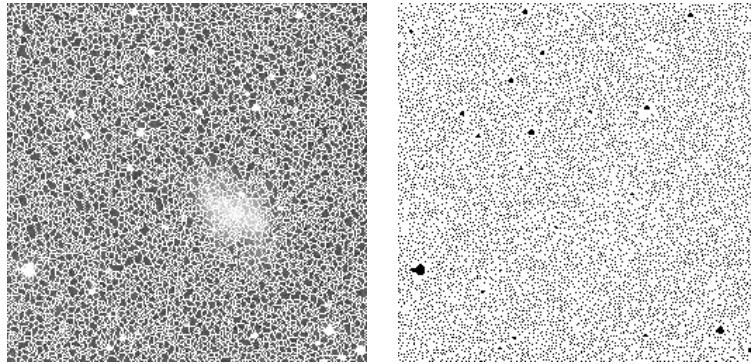


FIG. 2.3 – *LPE superposée à image originale et ses minima .*

Remèdes à la sur-segmentation

Pour remédier à ce problème, on peut commencer par filtrer l'image à l'aide d'un filtre morphologique, par exemple, un filtre alterné: $\gamma\varphi$, où γ et φ représentent respectivement une ouverture et une fermeture. Ce dernier va d'abord fermer les cuvettes (dans le cas présent les objets inférieurs à la taille de l'élément structurant employé) puis, agrandir les cuvettes sélectionnées et amoindries par la fermeture.

On prendra un élément structurant en forme de croix et de taille 1 afin de supprimer seulement les minima les moins significatifs.

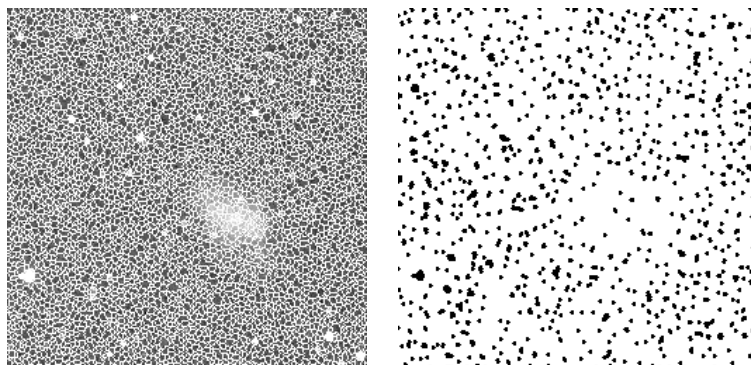


FIG. 2.4 – *Originale superposée à la LPE de l'image filtrée et minima de cette dernière.*

Le nombre de composantes connexes a largement diminué. Cependant, on observe toujours une sur-segmentation de l'image sur la figure 2.4. Cela est due au fait que les minima du gradient

sont encore très nombreux malgré la baisse du nombre de minima de l'image elle même due au filtrage.

Pour résoudre ce problème, on pourrait régulariser le gradient, ce que l'on fera par la suite d'ailleurs. Mais, on peut montrer que cette approche est à elle seule insuffisante dans les conditions importantes de bruit d'une image TAROT.

Il existe une solution astucieuse proposée par *F.Meyer* à ce problème. Il consiste à sélectionner les minima du gradient qui seront sources de l'inondation dans la LPE. En effet, si on souhaite que le résultat de la segmentation soit significatif, il faut qu'un seul minimum du gradient apparaisse à l'aplomb de chaque objet et qu'un seul minimum soit également présent sur le fond de l'image. la réalisation de cette idée exige cependant deux choses:

- La première est de construire des marqueurs pour chaque objet et pour le fond.

- La seconde est de contraindre le module du gradient à être minimum aux endroits de ces marqueurs afin de modifier les bassins versant (on ne prend que les bassins versants associés à ces marqueurs et on rejette les autres) et en conséquence la LPE.

En ce qui concerne la première exigence, on détient déjà la moitié de la solution: les minima de l'image filtrée constituent grossièrement les marqueurs des objets de l'image. (Il faut noter ici que les minima ne représentent pas toutes des composantes connexes de l'image; on tachera également de résoudre ce problème par la suite.)

Pour ce qui est du marquage du fond, on peut effectuer la LPE des premiers marqueurs. Cette Ligne de partage des eaux passe donc par les pixels de l'image dont les valeurs de gris sont le plus éloignées des valeurs de gris des objets.

L'union de ces deux marqueurs constituera les minima pour réaliser l'inondation du gradient. Cependant , il faut veiller à que ces ensembles de marqueurs soient disjoints pour que les bassins versants associés ne fusionnent pas avec le fond. En effet, il se peut que certaines composantes de ces ensembles soient adjacents. Il faut donc procéder à la séparation des marqueurs de fond et des objets. Afin d'effectuer cette opération, on transformera l'image des marqueurs en prenant pour nouvelle image l'image résultant de l'opération $M = M_2 \cup [M_1 / M_2 \oplus H]$, avec M_1 :marqueurs d'objets, M_2 :marqueur de fond et H l'éléments structurant croix de taille 1. C'est à dire que l'on prend l'union de M_2 et du résidu entre M_1 et la dilatation de M_2 . La figure 2.5 illustre l'ensemble de marqueur résultant.

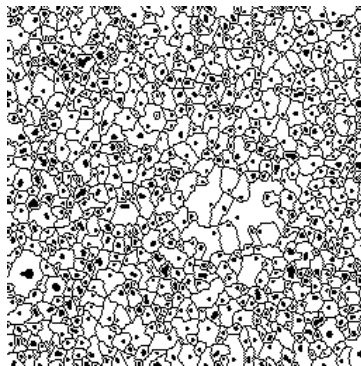


FIG. 2.5 – Ensemble des marqueurs (objets + fond) de l'image M1.

En ce qui concerne la seconde exigence, on obtient la fonction modifiée du module du gradient en ne gardant que les minima de la fonction associés aux marqueurs. Pour cela, on utilise une modification homothopique de cette dernière en effectuant une reconstruction par érosions géodésiques ou reconstruction duale de $\text{Inf}(g,h)$ par h c'est à dire, $\varphi^{rec}(\text{Inf}(g,h); h)$ (figure 2.6), où g est le module du gradient, et h la fonction marqueur telle que:

$$h(x) = 0, \quad \forall x \in M$$

$$h(x) = g_{max} + 1, \forall x \in M^c \tag{2.6}$$

Détaillons plus précisément cette transformation:

D'abord introduisons la notion de sous-graphe d'une fonction f de \mathbb{R}^2 dans \mathbb{R} . Son sous-graphe $G(f)$ est l'ensemble des points (x,y) de $\mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}$ tels que $y \leq f(x)$.

On définit une reconstruction duale d'une fonction g (ici $\text{Inf}(g,h)$) par une fonction majorante f (ici h), notée $\varphi^{rec}(g; f)$, à l'aide de dilatations géodésiques ensemblistes par des boules bidimensionnelles, définies sur l'espace $G^c(f)$ et appliquées à l'ensemble $G^c(g)$ inclus dans $G^c(f)$. On peut aussi définir cette reconstruction avec le dual de la dilatation c'est-à-dire comme une suite d'érosion géodésique (ε):

$$\varphi^{rec}(g; f) = \varepsilon_{g,\infty}(f) = \lim_{n \rightarrow \infty} (\varepsilon_g \circ \varepsilon_g \circ \varepsilon_g \dots \circ \varepsilon_g(f)) \text{ (n fois)} \tag{2.7}$$

On obtient alors la fonction gradient modifiée.

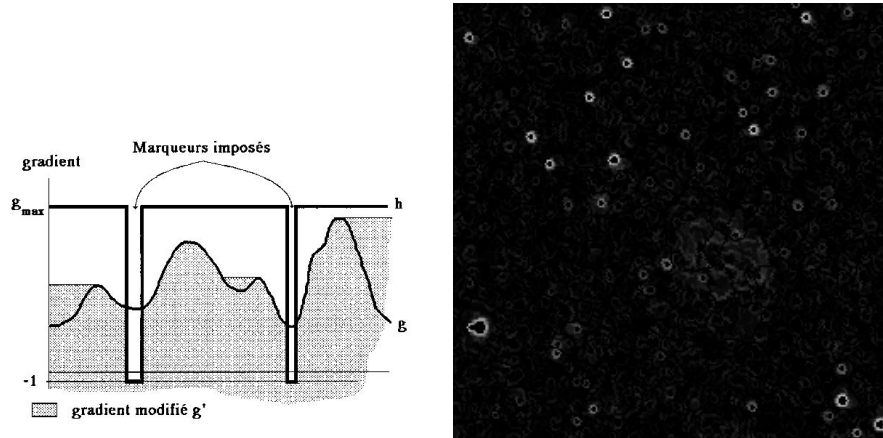


FIG. 2.6 – Modification du gradient par reconstruction géodésique et La fonction du gradient de $M1$ reconstruite.

Les deux exigence ayant été satisfaites, on peut alors réaliser la LPE du gradient modifié pour aboutir à la segmentation des objets selon la méthode de l'électrophorèse de *Beusher et Meyer* (figure 2.7).

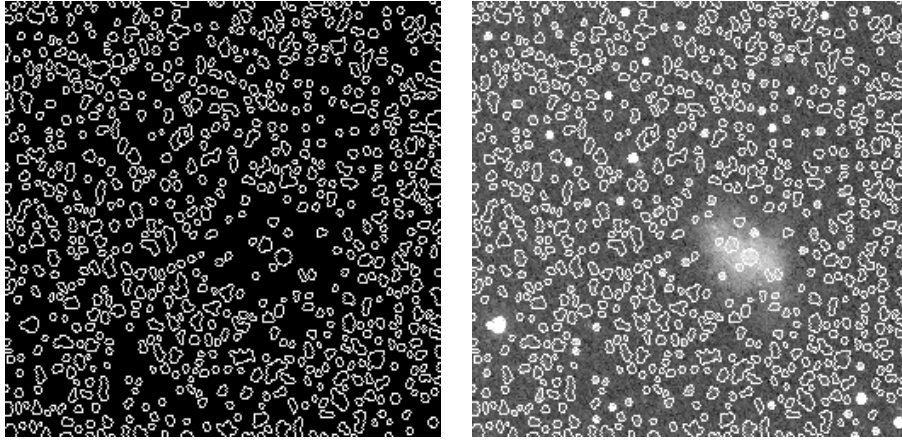


FIG. 2.7 – *LPE du gradient modifié de M1, Résultat final.*

2.1.3 Critiques et améliorations de la méthodologie

Plusieurs critiques peuvent être formulées à l’encontre de cette segmentation d’image:

Premièrement, on remarque que la sur segmentation est toujours présente. Celle-ci est liée au bruit important de l’image qui engendre d’une part un trop grand nombre de minima dans la fonction marqueur et, d’autre part, une fonction, dont on réalise après modification la LPE, pas assez régulière.

Deuxièmement, certains objets sont mal entourés notamment les objets diffus. Ce résultat est compréhensible du fait que d’une part, le filtrage alterné à l’aide de l’élément structurant (croix de taille unité) privilégie les objets de taille similaire (ici, les structures ponctuelles), d’autre part le marquage du fond et des objets se basent sur des définitions incomplètes:

Le marquage du fond n’autorise pas l’adjacence des objets, ce qui est le cas pour des amas globulaires, des nébuleuses, des galaxies ou autres objets, car celui-ci passe irrémédiablement entre deux minima définis dans la précédente méthodologie comme deux sources différentes mais en réalité pouvant appartenir au même objet. En conséquence, soit on utilise un différent marqueurs de fond comme les maxima de l’image par exemple afin d’autoriser des objets avec plusieurs minima, soit on lisse suffisamment ces sources diffuses afin de n’obtenir qu’un seul minima par objet.

On verra par la suite que l’application de la deuxième solution s’avère la plus adaptée au type d’image ici traité.

On peut dégager de ce premier modèle de segmentation une synoptique générale du processus (figure 2.8). En effet, on ne pas adapter la segmentation à l’image traité en jouant sur la partie dite “mécanique” du processus qui consiste à effectuer une reconstruction géodésique puis une LPE sur le gradient reconstruit. Seule, la première partie “intelligente”, est ajustable pour améliorer la segmentation en jouant sur **la qualité des marqueurs** et de **la fonction quantifiant les transitions** entre les objets de l’image à segmenter (généralement le module du gradient). Cette étape est donc cruciale!

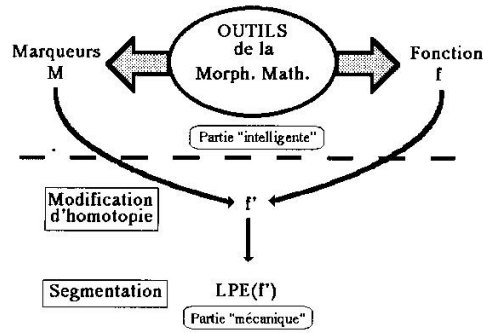


FIG. 2.8 – *Synoptique de la segmentation d’image par LPE et modification d’homotopie.*

2.2 Amélioration de la qualité des marqueurs

Une image astronomique TAROT est relativement bruitée. Mais le bruit contenu dans l’image peut avoir des origines différentes détaillées précédemment. Premièrement, la modélisation des bruits poissonnien (PLU), de précharge et de noir du CDD corrigé lors de la phase de prétraitement n’est pas parfaite. Deuxièmement, le modèle de bruit additif de quantification de la caméra CCD se comporte comme un bruit blanc (théorème de Scheppard). Enfin, il existe des rayons cosmiques qui engendrent un bruit impulsionnel ou des droites lumineuse sur l’image.

Il s’agit donc d’appliquer à l’image les transformations visant à supprimer les contributions de bruit différents.

On va donc, dans ce qui suit, ajouter au modèle précédement exposé certains filtres et transformations.

2.2.1 Suppression des extréma ponctuels

On va dans un premier temps supprimer les minima et maxima ponctuels par des ”filtres ponctuels”, tel que:

Filtre ponctuel pour suppression des maxima appliqué à chaque pixel de l’image de niveau x :

$$y \leftarrow \min(x_i)$$

si $y > x, x \leftarrow y$ sinon rien où x_i sont les pixels voisins en 8 connexité

Filtre ponctuel pour suppression des minima appliqué à chaque pixel de l’image de niveau x :

$$y \leftarrow \max(x_i)$$

si $y < x, x \leftarrow y$ sinon rien où x_i sont les pixels voisins en 8 connexité

Par ce filtrage, les minima et maxima non significatifs sont supprimés et ceux plus significatifs sont élargies. On obtient donc un nombre d’extremum moins important, plus judicieux et, un meilleur résultat.

2.2.2 Suppression du bruit impulsionnel

On va ici utiliser un filtre médian. Son application entraine la suppression du bruit impulsionnel et en conséquence, une nouvelle amélioration du résultat.

2.2.3 Suppression des variations lentes de l'image

Le Top-Hat Dual ou le chapeau haut de forme par fermeture, qui est le résidu entre une fermeture et la fonction identité ($\rho^*(f) = (\varphi(f) - f)$), permet d'une façon générale d'extraire les composantes contrastées (composantes négatives) vis à vis de l'environnement. Plus précisément, elle élimine les variations lentes du signal en ramenant à zéro ses dérivés lentes.

En conséquence, on va supprimer tous les défauts de prétraitement du biais de l'image.

Cependant, la taille de l'élément structurant, noté SE (structuring element) utilisé dans cette transformation est déterminant. En effet, reprenons l'analogie avec la surface topologique: dans le cas où la taille de SE est supérieur à celle des objets à extraire représentés par des "cuvettes", le Top-Hat va garder intact ces structures de tailles inférieures et va supprimer celles de tailles supérieures. Cette propriété sera d'ailleurs par la suite exploitée pour adapter la segmentation au type d'objet (ponctuels ou étendus).

Pour l'instant, dans cette partie, nous l'utiliserons avec un SE de grande taille par rapport aux objets à segmenter de façon à ne supprimer que les dérivés lentes du signal (clair de lune etc).

2.2.4 Suppression des minima de profondeur inférieure à un paramètre ajustable

On détermine sur l'image les minima significatifs en détectant ceux qui sont suffisamment profond. Pour cela, on utilise l'ouverture par reconstruction dans la fonction f représentant la topographie de l'image, de cette fonction diminuée du paramètre de profondeur "h". La transformation est donc la suivante:

$$\gamma^{rec}(f - h; f) = \{\delta_{(f-h),\lambda}(f), \lambda \geq 0\} \tag{2.8}$$

A l'issue de cette transformation on détermine les minima de cette nouvelle fonction pour marquer les minima de la fonction initiale de profondeur supérieur à h. La figure 2.9 illustre l'algorithme.

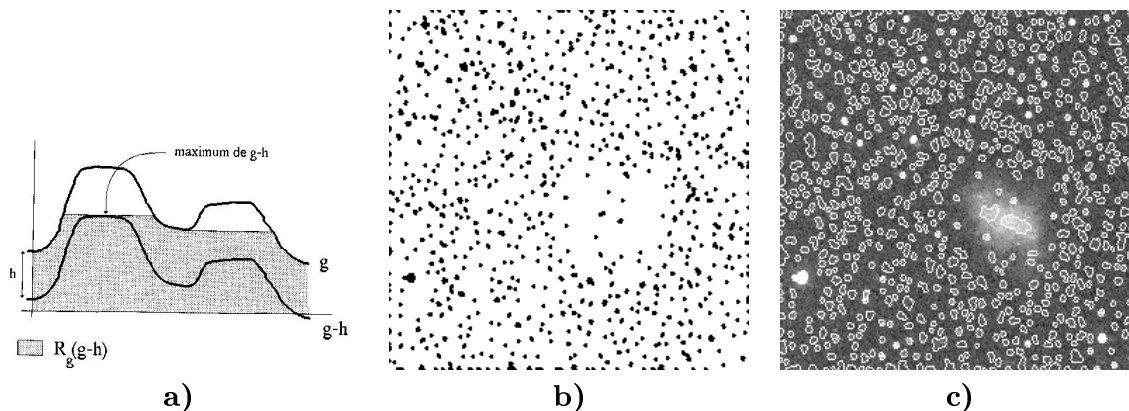


FIG. 2.9 – a: Principe de l'extraction de maxima plus profonds qu'une valeur h donnée, b: les minima de $M1$ avec $h=17$ en 8 bits, et c: le résultat.

Cette algorithme est très efficace. Mais le résultat dépend fortement du paramètre "h". Celui-ci peut être ajusté différemment pour extraire des objets plus ou moins contrasté au risque de faire de fausses détections ou des non détections d'objets. Ce point sera détaillé par la suite.

2.3 Amélioration de la fonction topographique par le modèle de Canny-Dérêche

La qualité des marqueurs étant à présent meilleure, on désire supprimer les irrégularités du gradient ou créer une fonction topographique plus régulière afin d'améliorer la LPE qui va suivre.

Il existe un grand nombre de méthodes. Cependant, la quantité de bruit de l'image TAROT étant relativement handicapante pour certaines d'entre elles, nous avons choisi d'utiliser le modèle de Dérêche qui est adapté à ces conditions, afin de remplacer le gradient morphologique par la fonction topographique de Dérêche.

L'hypothèse de départ en 1 dimension est la suivante: le contour en 1 dimension à détecter est modélisé par un échelon d'amplitude U_0 noyé dans un bruit blanc.

$$I(x) = U_0 * U(x) + N(x), \text{ avec } I(x) \text{ signal}, U(x) \text{ échelon et } N(x) = \mathcal{N}(0, N_0^2) \quad (2.9)$$

Le problème est de trouver le filtre optimal de réponse impulsionnelle infinie (RII), $h(x)$, qui sera la fonction topographique recherchée, et qui satisfait à trois contraintes, dites de "Canny", pour une entrée de type échelon[04],[05]:

- Bonne détection
- Bonne localisation
- Faible multiplicité des maxima dus au bruit (Oscillations petites)

La sortie du filtre sera:

$$C(x) = I(x) * h(x) = \int_{-\infty}^{\infty} I(t)h(x-t) dt \quad (2.10)$$

Il faut donc trouver $h(x)$ tel que $C(x)$ soit maximum en $x=0$ en respectant les contraintes de Canny qui peuvent se reformuler quantitativement ainsi:

Détection (Rapport signal/bruit):

$$\Sigma = \frac{\int_{-\infty}^0 h(x) dx}{(\int_{-\infty}^{\infty} h^2(x) dx)^{1/2}} \quad (2.11)$$

Localisation (variation standard du contour vrai):

$$\Lambda = \frac{|h'(x)|}{(\int_{-\infty}^{\infty} h'^2(x) dx)^{1/2}} \quad (2.12)$$

Oscillation (Distance moyenne entre deux passage par 0):

$$X_{max} = 2\pi \frac{\int_{-\infty}^{\infty} h'^2(x) dx}{\int_{-\infty}^{\infty} h''^2(x) dx} \quad (2.13)$$

On obtient l'optimisation multi-critères en: maximisant $\Sigma\Lambda$ sous la contrainte $X_{max} = cte$. Cela équivaut à minimiser une fonctionnelle bâtie sur $h(x)$ et, en utilisant un calcul variationnel, aboutir à une équation différentielle dont la solution est selon les conditions limites de Dérêche:

$$h(x) = S.x.e^{-\alpha|x|} \quad (2.14)$$

A l'aide de la transformée en Z, on obtient un filtre résultant de deux filtres récurrents stables du 2^{ieme} ordre:

$$\begin{cases} y(n) = c[y_1(n) + y_2(n)] \\ y_1(n) = I(n-1) - b_1.y_1(n-1) - b_2.y_1(n-2) \\ y_2(n) = I(n+1) - b_1.y_2(n+1) - b_2.y_2(n+2) \\ c = (1 - e^{-\alpha})^2, b_1 = -2.e^{-\alpha}, b_2 = e^{-2\alpha} \end{cases} \quad (2.15)$$

On prendra une initialisation de la récursion égale à 0 simulant un gradient nulle sur les bords. En 2 dimensions, on effectue un lissage préalable dans les directions x et y (intégrales des filtres optimaux en 1D) pour améliorer l'immocuité au bruit [06]:

$$f(t) = b(\alpha|t| + 1)e^{-\alpha|t|} \quad (2.16)$$

En effet, du fait de la séparabilité, on montre que la dérivée directionnelle selon y est le résultat d'un lissage suivant la direction x, suivi par une dérivation suivant y; et inversement. Donc de même on applique la transformée en Z pour obtenir l'implémentation récursive suivante pour le lissage:

$$\begin{cases} y(n) = y_1(n) + y_2(n) \\ y_1(n) = b.I(n) + be^{-\alpha}(\alpha - 1)I(n-1) + 2e^{-\alpha}.y_1(n-1) - e^{-2\alpha}b_1.y_1(n-2) \\ y_2(n) = be^{-\alpha}(\alpha + 1)I(n+1) - be^{-2\alpha}I(n+2) + 2e^{-\alpha}.y_2(n+1) - e^{-2\alpha}b_1.y_2(n+2) \\ b = \frac{(1-e^{-\alpha})^2}{1+2\alpha.e^{-\alpha}-e^{-2\alpha}} \end{cases} \quad (2.17)$$

On effectue donc les deux lissages dans les deux directions suivis des filtres de Dérivée suivant les directions orthogonales. On prendra un cadre égal à zéro pour initialiser la récursivité, ce qui simule un cadre se rapprochant du fond noir de l'image.

Par l'application de ce modèle de Dérivée à l'image Tarot qui a déjà subi les filtrages exposés précédemment, on obtiendra donc une fonction C(x,y) quantifiant les transitions entre les objets à segmenter de l'image à laquelle on pourra appliquer une LPE contrainte par la fonction marqueur (figures 2.11). On aurait pu appliquer la technique du seuillage par hystérésis c'est à dire d'une dilatation géodésique d'un "seuillage bas" dans un "seuillage haut", précédé d'une détection des lignes de crête. Cependant, cette technique s'avère moins convaincante que le swamping du gradient (Modification d'homothétie) suivit d'une LPE(figures 2.11). On constate que les lignes de crête détectées sont discontinues du fait du bruit important, donc les contours ne sont pas fermés. Cependant, il faut noter que cette méthode présente l'avantage d'agir sur les seuils d'hystérésis afin de régler la quantité de composantes connexes que l'on désire extraire.

Ce filtrage présente aussi comme intérêt d'avoir une rapidité d'exécution indépendante de la taille du filtre spécifié par α . Le réglage du paramètre α détermine la résolution. En clair, plus α est grand, plus le filtre favorise la localisation au détriment de l'unicité. Ce filtre détecte la moindre variation. Inversement, pour celui-ci petit, il y a peu de réponse (moins sensible au bruit) mais une perte de localisation. Un paramètre α réglé à 2 entraîne une segmentation illustrée (figures 2.10). Cette méthode, comparée à un module du gradient ordinaire ou bien à un gradient morphologique lissé ou non par une gaussienne, est convaincante. Les résultats en découlant d'une part gagnent en précision, sont plus réguliers et d'autre part sont ajustables suivant la quantité de non et fausse détection souhaitée (figures 2.11).

Cependant, on constate que pour une image TAROT, la régularisation du gradient a beaucoup moins d'influence au niveau du nombre de composantes connexes détectées suite à la LPE finale, que la sélection des minima de la fonction marqueur.

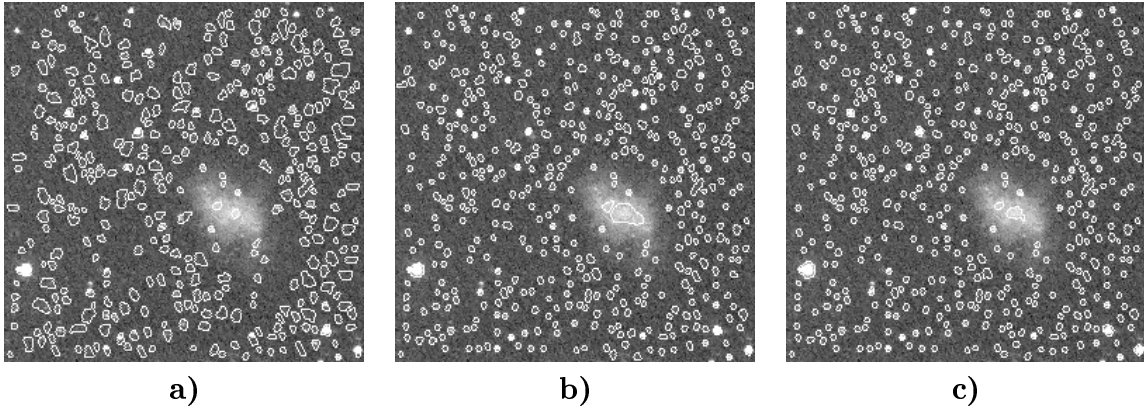


FIG. 2.10 – Contours obtenus avec l'opérateur de Dérache pour différentes valeurs de $\alpha = 0,3,1,8$ respectivement a: b: et c:

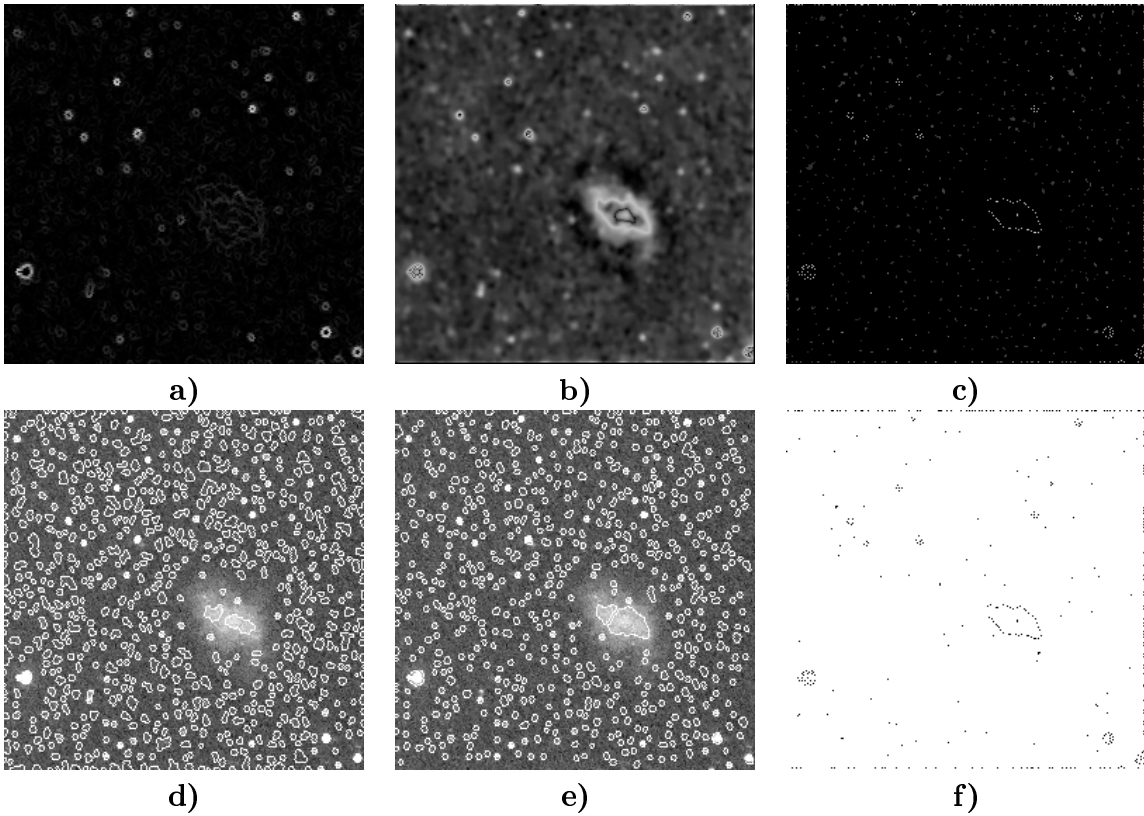


FIG. 2.11 – a:Gradient morphologique lissée par gaussienne et d: sa LPE finale, b:Module du gradient obtenu avec l'opérateur de Dérache ($\alpha = 2$) et e: sa LPE finale, c:Crest line detection et f:Seuillage par Hystérisis

Chapitre 3

Adaptation des méthodes aux caractéristiques des sources à segmenter

3.1 Trois principaux types d'objets à segmenter

Comme cela a été dit précédemment, les images TAROT contiennent des objets de tailles variables. Plus précisément, on distingue trois grandes classes d'objets: les sources ponctuelles, de faible et moyen diamètre, et les sources étendues. Les deux premières catégories regroupent les étoiles, les planètes et leurs satellites, les sursauts gamma, etc. La troisième les nébuleuses, les supernovae, les galaxies, les amas globulaires, les comètes, etc. Il est donc intéressant d'adapter la segmentation au moins à ces trois catégories.

Or, en morphologie mathématique tous les filtrages se font par l'intermédiaire d'un élément structurant de taille déterminée. Ceux-ci transforment la surface topographique des objets à segmenter pour des tailles de SE du même ordre. Dans toutes les transformations décrites précédemment l'élément structurant utilisé est la croix de taille unité ou la 8-connexité pour les convolutions standards; ce qui est nécessaire afin de préserver les objets ponctuels qui peuvent n'avoir que deux pixels de diamètre.

Seuls le top-hat dual utilisait un élément structurant de tailles supérieures aux dimensions des objets afin justement de n'ôter que les variations lentes (de fond) de l'image.

Sur ce même modèle, on peut, grâce au top-hat n'extraire que les structures de l'image de taille inférieure ou égale à celle de l'élément structurant utilisé. C'est pourquoi, il se dégage les trois modèles exposés ci-dessous .

3.1.1 Les sources ponctuelles de diamètre moyen

On va appliquer un top-hat dual en utilisant une fermeture par reconstruction afin de préserver la justesse des contours, de taille un peu plus grande que les plus grandes sources ponctuelles à détecter, c'est à dire une croix de taille 3.

Cette transformation se compose d'une érosion et d'une reconstruction par dilatation géodésique, suivi d'une dilatation et d'une reconstruction par érosion géodésique. Elle s'écrit ainsi:

$$TH(f) = (\varepsilon_{f,\infty}(\delta[\delta_{f,\infty}(\varepsilon(f))])) - f \quad (3.1)$$

La conséquence illustrée dans la figure 3.1, est la disparition de la nébuleuse du crabe et de certaines étoiles suffisamment saturées. On obtient donc un résultat final où il reste les objets ponctuels moyen mais aussi les parties les plus lumineuses des sources étendues qui peuvent correspondre à des étoiles réelles placées devant ces objets diffus mais aussi à des objets fictifs (figure 3.1). Il faudra par la suite éliminer ces objets indésirables en les supprimant par exemple, si ces composantes connexes sont incluses dans une autre composante connexe issue de la segmentation des sources étendues.

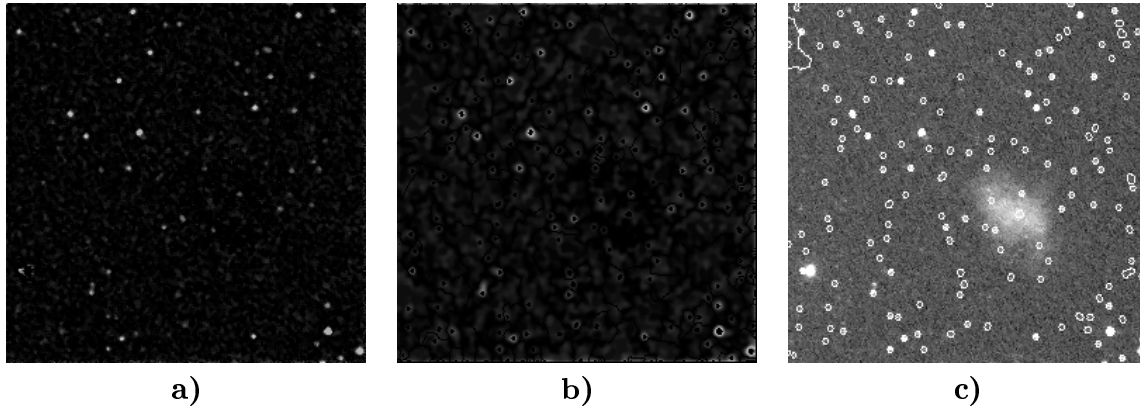


FIG. 3.1 – *a: filtrage par le top-hat, b: Gradient swampé, c: Segmentation des sources ponctuelles.* (taille SE: $T-H=3$, $h=17$, $\alpha = 2$)

Quelques problèmes : Effets de bords et points triples

Il existe des effets de bords qui limitent la connaissance d’une transformation morphologique à l’intérieur du masque érodé par l’élément structurant employé. Et, si l’on applique plusieurs transformations le masque devient de plus en plus petit.

Cela a pour conséquence des contours indésirables en bord de champ comme l’illustre la figure 3.1.

De même, il existe le problème des “points triples” ou de “la boutonnière”. En effet, il peut arriver qu’une portion de la LPE sépare le même bassin versant. C’est le cas sur le coin en haut à gauche de l’image c) ci-dessus: Le contour indésirable est adjacent à un second contour par deux points triple (ici, très rapprochés), reliés par une courte *ligne de partage des eaux locale*.

Afin de déjouer ces pièges, étant donné que les contours touchant le bord de l’image ne sont pas certains et que les LPE locales ne sont pas souhaitées, on effectue une petite transformation pour supprimer ces portions de LPE. Le résultat de cette transformation est illustré à la figure 3.3. Cependant dans certains cas précis, c’est à dire si les points triples sont trop rapprochés et en bord de champs, certains contours vrais peuvent être supprimés. Cependant, les bords de l’image ne sont pas d’une importance capitale.

3.1.2 Les sources ponctuelles de faible diamètre

Il subsiste le problème des sources ponctuelles de faibles diamètres. Prenons l’exemple d’étoiles rapprochées telles que des systèmes binaires. C’est la taille de l’élément structurant utilisée qui est déterminant pour les objets que l’on veut détecter. Par exemple, en utilisant un SE de taille 3, on ne détectera que l’une des deux étoiles doubles rapprochées. Mais en utilisant un SE de taille 2 et en supprimant l’étape de filtrage alterné qui ôte certaines étoiles de diamètre trop faible,

on détectera les deux étoiles mais, des étoiles plus “étalées et noyées dans le bruit ne seront plus segmentées. Cependant, il faudra réguler le taux de fausse détection en utilisant une profondeur “h” de sélection des minima adaptée. Cet exemple est présenté dans les images de la figure 3.3 a) et b) .

3.1.3 Les sources étendues

Pour ne segmenter que les sources étendues on va effectuer un top-hat par fermeture par reconstruction d’une taille légèrement supérieure aux sources diffuses à segmenter. On a choisi ici un SE de type “croix” et de taille 20. Mais suivant l’étendue de la source ce dernier peut être plus grand si nécessaire. Alors, une solution pour “gommer” les sources de tailles inférieures qui persistent, est d’appliquer un filtre alterné séquentiel de brique base $\gamma\varphi$, où γ et φ représentent respectivement une ouverture et une fermeture et s’arrêtant à un SE de taille 3. Ce filtre va préserver que les sources assez grandes mais aussi les déformer, Puis, on va effectuer une reconstruction par érosion géodésique afin de ne pas déformer les contours. Les résultats observés et illustrés dans les figures 3.2, sont très satisfaisant.

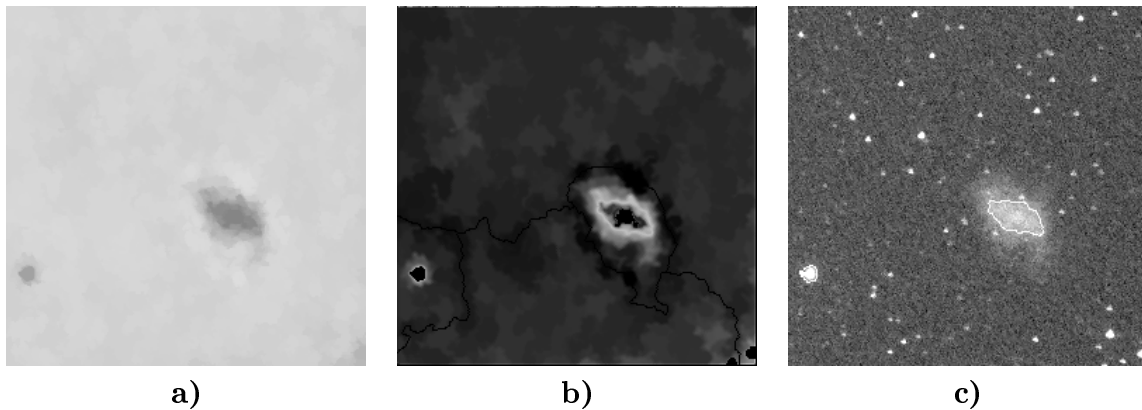


FIG. 3.2 – *a: Filtrage Alterné Séquentiel (négatif), b: Gradient swampé, c: Segmentation des sources étendues. (taille SE: $T-H=20$, $h=30$, $\alpha = 4$)*

3.1.4 Fusion des résultats

Afin de supprimer les sources ponctuelles fictives présentent dans la segmentation des sources étendues citées dans la partie concernant les sources ponctuelles, on effectue la transformation suivante:

En multipliant les contours issus de la segmentation des sources ponctuelles, par le négatif de l'image représentant les composantes connexes issues de la segmentation des sources étendues, on obtient une image de contours. Ceux-ci sont les contours issus de la segmentation des sources ponctuelles privés des contours compris dans les composantes connexes issus de la segmentation des sources étendues. Il ne reste donc plus qu'à prendre le maximum de cette image et de celle où figure les contours des sources étendues.

Pour fusionner les sources ponctuelles et les sources ponctuelles liées on effectue le même genre de transformation, les contours des sources ponctuelles provenant des 2 segmentations étant les même car issus d'un top hat avec reconstruction.

L'ensemble des transformations a pour résultat la segmentation de la figure 3.4.

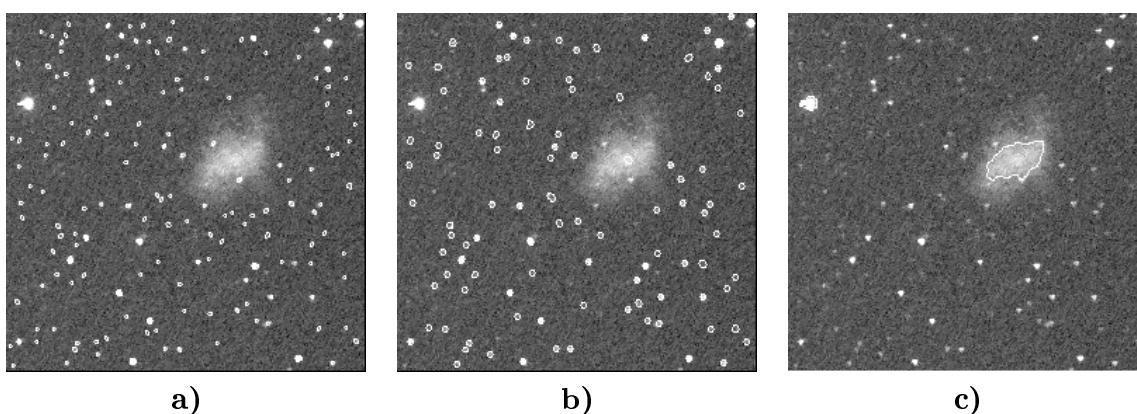


FIG. 3.3 - *a:Segmentation sources ponctuelles de faibles diamètres ($SE=2, h=16, \alpha=50$), b:Segmentation sources ponctuelles ($SE=3, h=18, \alpha=50$), c:Segmentation sources étendues ($SE=20, h=30, \alpha=50$);*

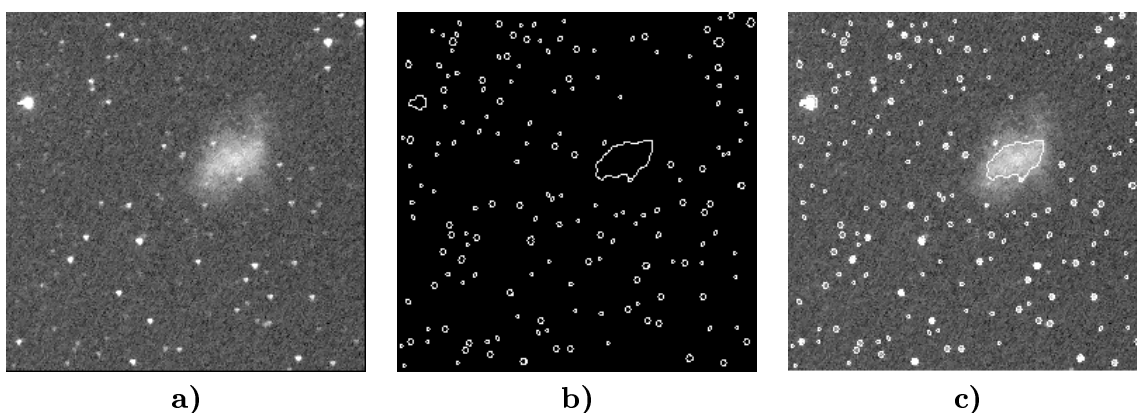


FIG. 3.4 - *a:Original, b:LPE et c:résultat de la Fusion des trois segmentations.*

3.2 Organigramme de la segmentation

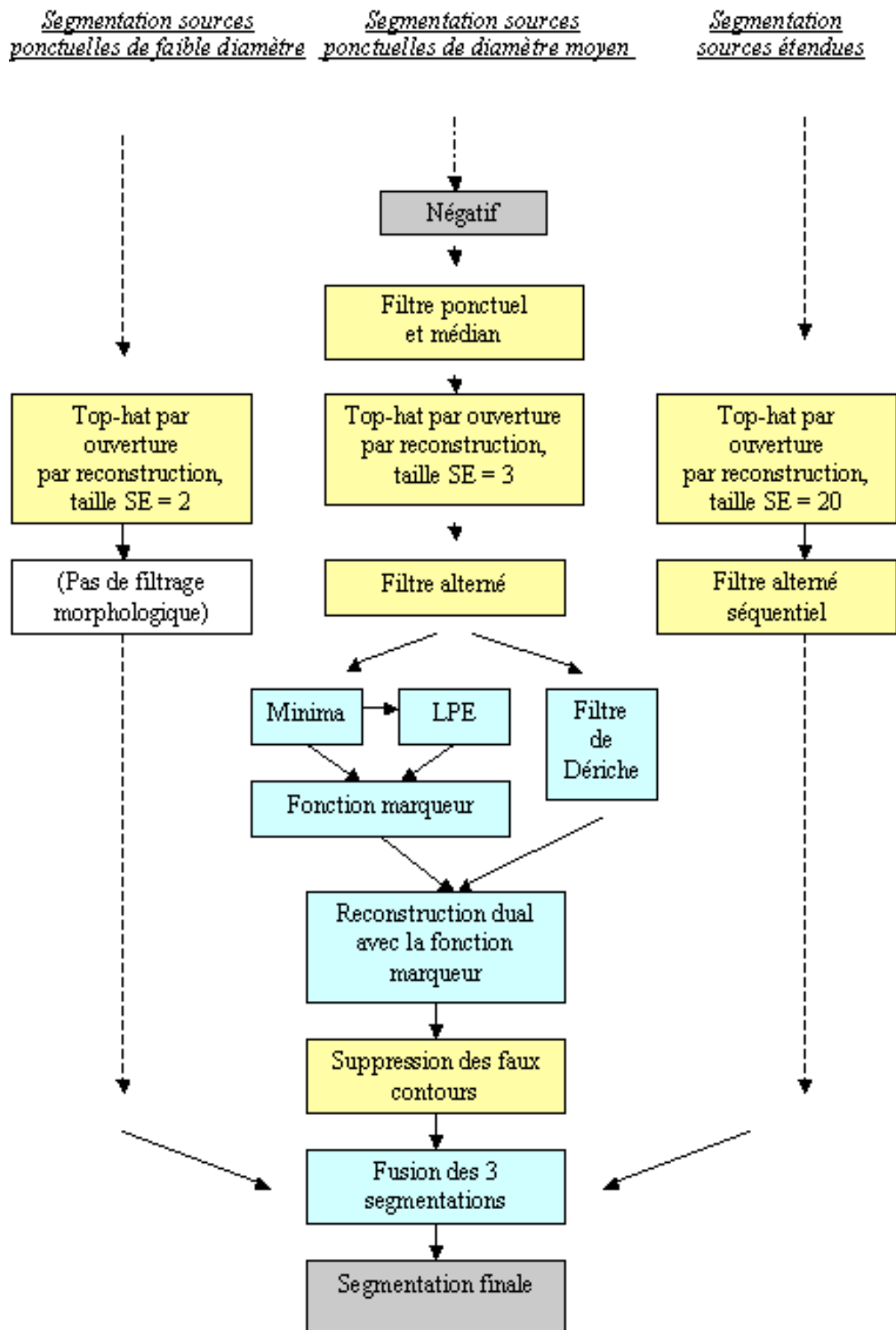


FIG. 3.5 – Organigramme de la segmentation des images Tarot.

3.3 Ajustement des paramètres de la segmentation

Pour tester la qualité de la segmentation, regardons de plus près les critères à minimiser suivant:

- Les fausses détections
- Les non détections
- Les manques de précision sur la localisation des contours.

En ce qui concerne la précision des contours, le principal paramètre à optimiser est le paramètre de résolution α du filtre de Dérive. Donc il est clair que l'optimisation de ce paramètre se fera pour une valeur de α élevée, ce qui se fera par ailleurs au détriment de l'unicité (fausses détections). Cependant, étant donné que c'est surtout le nombre de minima, géré par le paramètre de profondeur de reconstruction "h", qui détermine le nombre de composantes connexes de l'image, les fausses détections pourront être contrôlées. On pourra donc fixer α à de très grandes valeurs de l'ordre de 50 pour les trois segmentations.

Le paramètre "h", est déterminant pour réguler le nombre de fausses ou non détections. Il faut donc faire un compromis d'abord entre ces deux taux afin de déterminer la hauteur h choisie.

Pour calculer ces taux, on pourra comparer l'image avec un catalogue adapté à la résolution de TAROT, c'est-à-dire un catalogue répertoriant les objets jusqu'à une magnitude 16.

On s'appuiera donc sur le catalogue USNO, où n'apparaissent que les objets de magnitudes inférieures à 16, afin de calculer le taux de fausses détections et de non détections seul en fonction des paramètres de hauteur. Cette comparaison se fera à l'aide d'opérateurs morphologiques et arithmétiques dont le programme en langage C est inclus en Annexe-1. **On fera cette analyse indépendamment pour chacun des trois niveaux de segmentations afin de déterminer ces deux taux en fonction de la profondeur**(Cf courbes 3.6 avec fausses détections en vert et non détections en rouge). En fonction des objets à extraire et l'application envisagée on pourra régler chacun de ces paramètres afin d'avoir pour chaque segmentation le compromis entre les taux de fausse et non détection désiré.

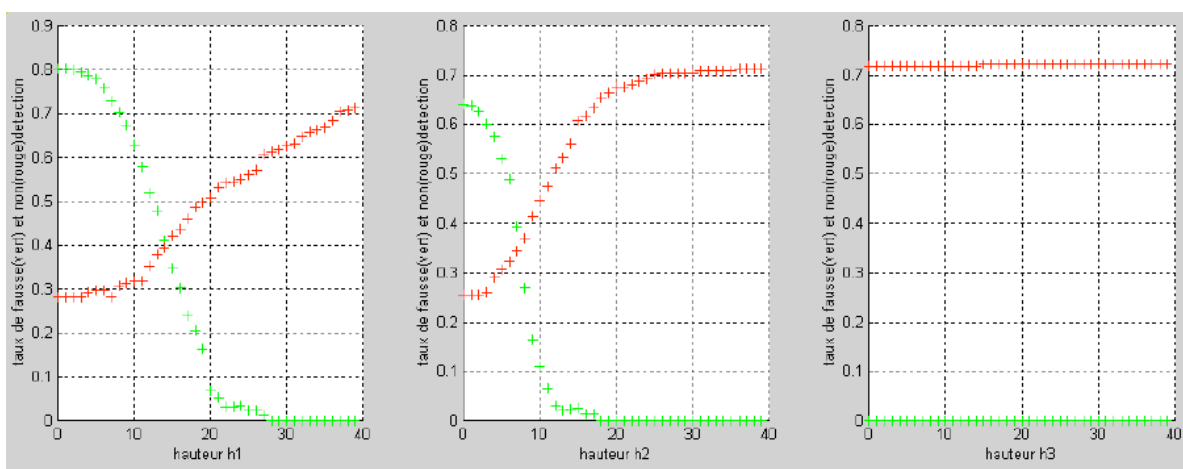


FIG. 3.6 – Taux de fausse et non détection en fonction de chaque paramètre de profondeur correspondant à un niveau de segmentation. (a :taux de fausse et non détection pour sources de diamètre faible; b:taux de fausse et non détection pour sources de diamètre moyen et c:taux de fausse et non détection pour sources étendues

Analyse de la simulation sur les 3 différents niveaux de segmentation

On constate que pour tous les niveaux, le taux de non détection reste toujours élevé (environ 0.25 pour les deux premier cas et 0.7 pour le troisième).

Cela s'explique principalement par le fait que la magnitude limite du catalogue USNO "light" est en fait trop élevée pour la résolution de la caméra de TAROT.

Il faut aussi prendre en compte que ces trois évolution de taux de non détections correspondent à chaque segmentation séparée et non à leur fusion, prise en compte un peu plus bas. En effet, le taux de non détection issu de la fusion pourra être meilleur car tous les types de sources seront extraites et non un seul type, comme ici. C'est pourquoi, la segmentation des sources étendues ne détecte aucune sources ponctuelles. Il en résulte un biais plus important, qui reste quasiment constant, les sources étendues étant détectées quelque soit "h3", correspondant au paramètre de profondeur des sources étendues.

Enfin la méthode n'est pas parfaite et engendre certainement des non détections. Ceci dit, lorsque l'on s'approchera d'un taux de non détection voisin de cette limite, la segmentation sera relativement "profonde".

Le taux de non-détection est très sensible à la profondeur "h" dans les deux premier cas. Le taux de non-détection atteindra, bien sur, sa limite asymptotique égale à 1, pour "h" suffisamment grand.

En ce qui concerne le taux de fausse détection, il se controle, dans les deux premier cas, efficacement avec les paramètres h1 et h2, correspondant respectivement aux sources ponctuelles de petit et moyen diamètre. On peut atteindre des taux nuls très rapidement au détriment bien sur de la non détection. L'ajustement du paramètre h2 est plus sensible que l'ajustement du paramètre h1: en faisant varier h2 entre 0 et 10, le taux de non détection passe de 0.64 à 0.11 et celui de fausse détection passe de 0.26 à 0.44. Il faut aussi remarquer que pour une profondeur nulle, la détection de faux objets est plus important pour l'élément structurant le plus petit, ce qui est en accord avec la prévision. Enfin, cette courbe tend évidemment vers une asymptote nulle.

Par ailleurs, on constate aisément que la profondeur de segmentation des sources étendues (troisième graph.) n'a aucune influence sur le taux de fausse détection qui est toujours nul. En effet, le taux de non-détections étant important, on comprend aisément que le taux de fausses détections soit nul quelque soit "h3" ;d'autant plus que les sources étendues ont une morphologie très caractéristique facile à détecter.

On peut penser que, plus le niveau de segmentation utilise des éléments structurants grands, plus les taux atteignent leur limite asymptotique rapidement.

Analyse de la simulation sur les 3 niveaux de segmentation fusionnés

Plus généralement pour régler les paramètres en fonction des taux de fausse et non détection associés à une segmentation issue d'une fusion des trois niveaux de segmentation , on peut s'appuyer sur les courbes de de la figure 3.7. Ces courbes représentent les taux de non et fausse détection en fonction de h1 et h2 (j'ai négligé l'influence quasi nulle du paramètre h3, fixé à 29).

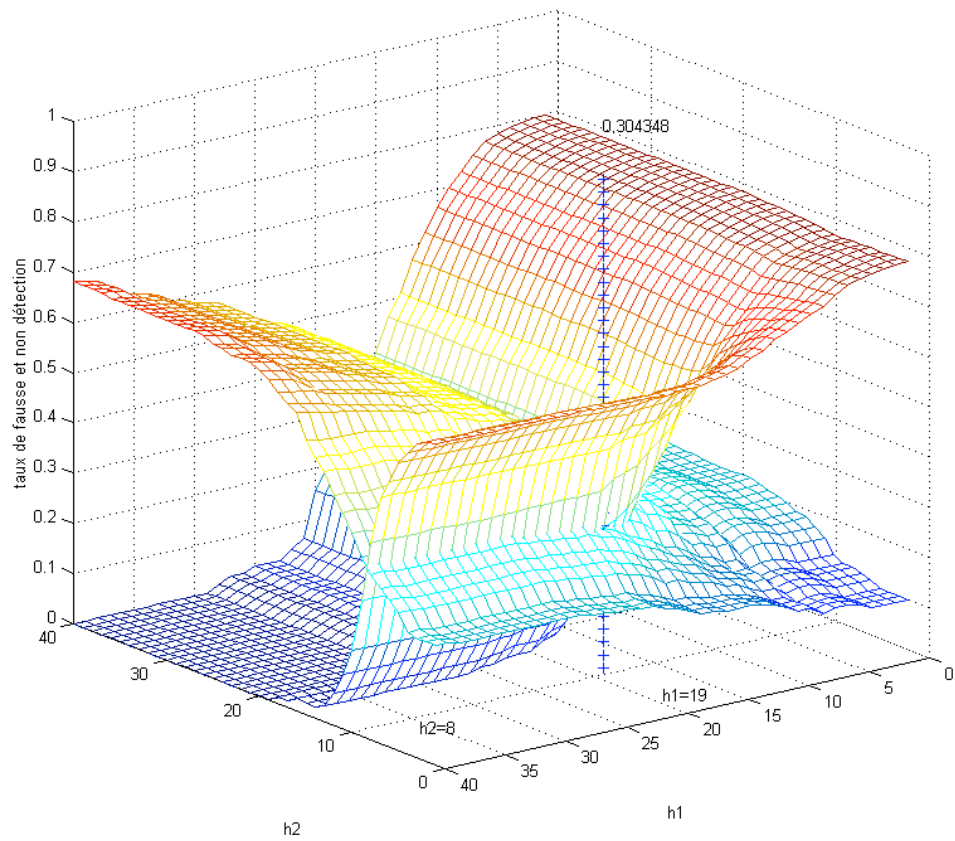
D'une façon générale, on constate une diminution des taux de fausses et non-détections. En effet, la segmentation s'effectue à tous les niveaux.

Les points appartenant à l'intersection de ces surfaces et qui ont pour coordonnées les paramètres h_1 et h_2 sont les points où les taux de non et fausses détections sont égaux. De tous ces points, le plus intéressant est celui qui minimise les deux critères en même temps. Ce point a pour coordonnée ($h_1=19, h_2=8$) correspondant à des taux de fausses et non-détections égaux à 0.30 tous les deux.

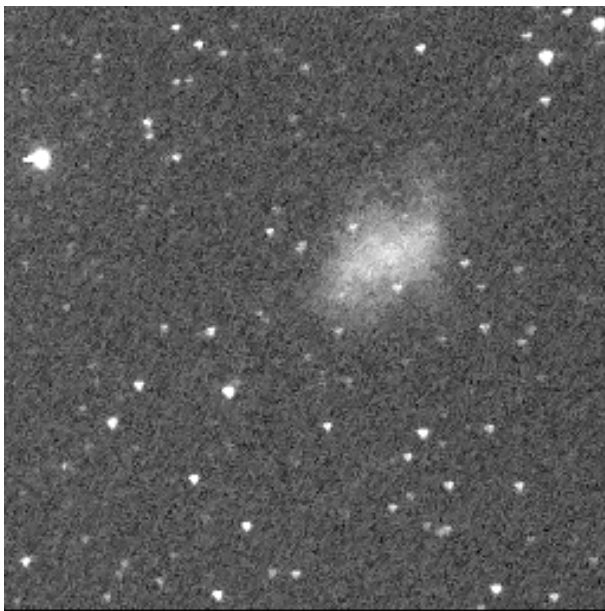
Cependant on constate contrairement à la surface de fausses détections qui converge vers 0, un biais pour la surface de non détections (figure 3.7). Celui-ci a baissé comme prévu car la segmentation s'effectue sur les trois niveaux (biais de 0.10 au minimum). Cependant il n'est toujours pas justifié. En effet, lorsque l'on regarde la segmentation correspondante, on constate que certaines sources sont incertaines, ce qui est vérifié par le taux de fausses détections.

Si l'on souhaite segmenter plus "sûrement", on peut supprimer ce biais en soustrayant ce dernier. On obtient alors une segmentation illustrée dans la figure 3.8 . Pour le point optimum, le paramètre h_1 est toujours égal à 19 et h_2 est égal, quant à lui, à 9. Les taux ont bien baissés (fausse détection=0.225, non détection 0.2192), mais la segmentation est moins profonde.

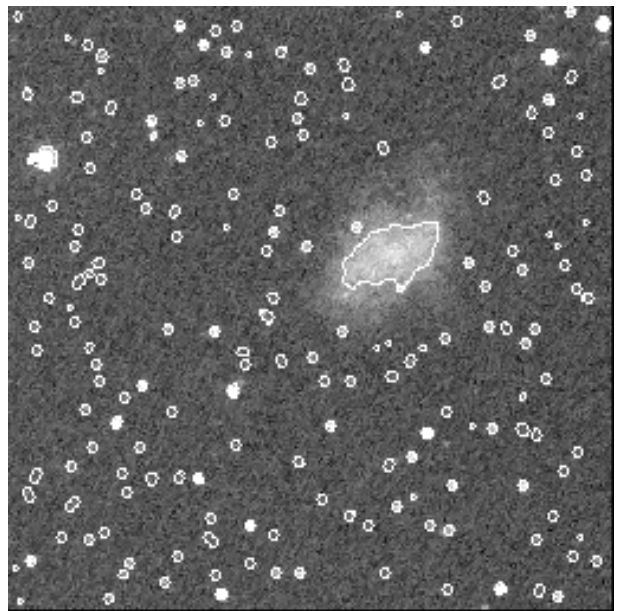
Il faudra donc choisir des profondeurs proches de ces derniers ou s'en éloigner plus ou moins selon l'objectif envisagé. Pour cela, on pourra se référer aux tableaux présentant ces taux en fonction des profondeurs " h_1 " et " h_2 " en Annexe-2.



a)

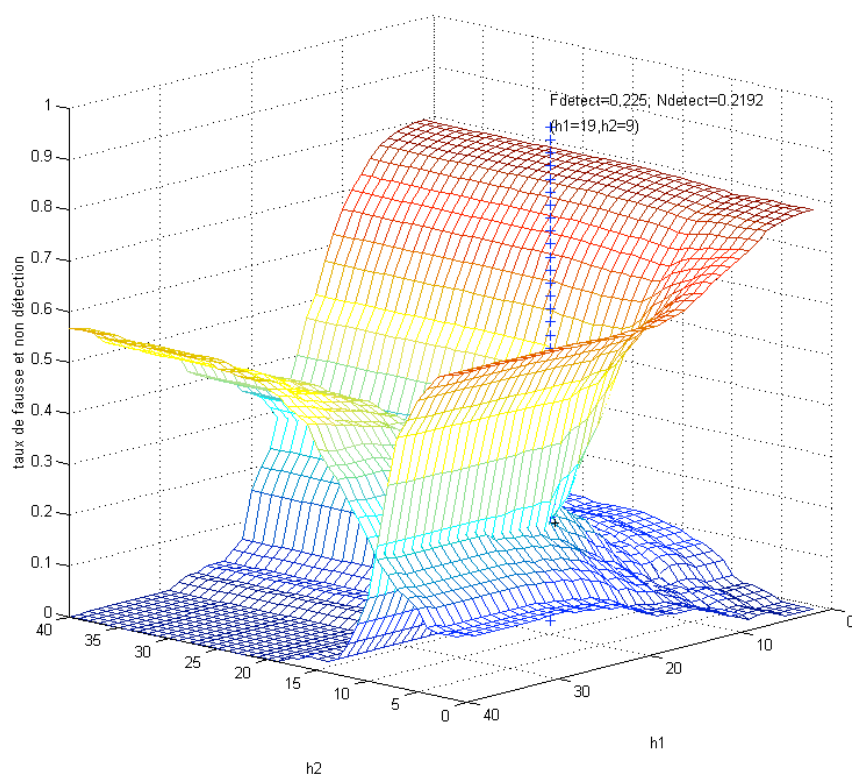


b)

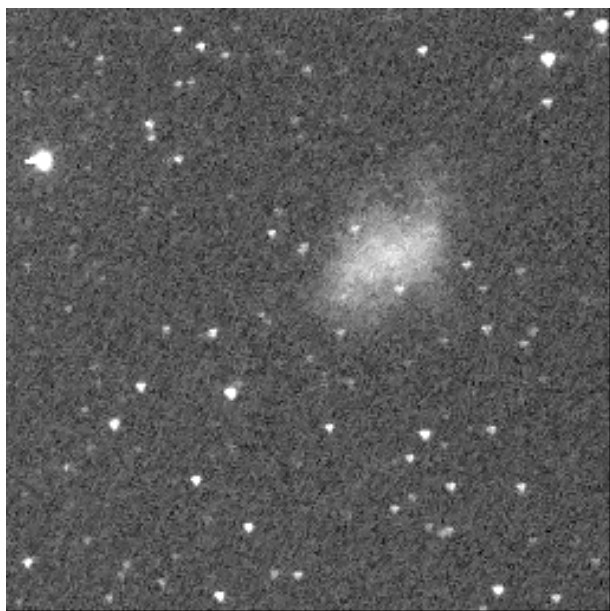


c)

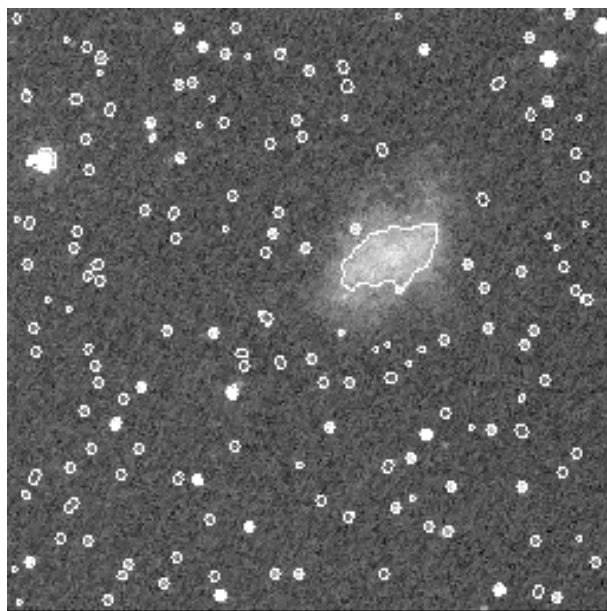
FIG. 3.7 – a: Evolution des taux de fausse et non détection en fonction des profondeurs $h1$ et $h2$; b) original; c) Segmentation finale avec $h1=19$ et $h2=8$ minimisant les taux de non et fausse détection



a)



b)



c)

FIG. 3.8 – a: Evolution des taux de fausse et non détection en fonction des profondeurs h_1 et h_2 ; b: Original; c: Segmentation finale avec $h_1=9$ $h_2=19$ minimisant les taux de fausse détection et celui de non détection ou le biais a été corrigé

Chapitre 4

Résultats et Discussion

Comparaisons avec les résultats de Sextractor

Les résultats de cette nouvelle méthodologie semblent prometteurs.

Malgré que l'approche ne soit pas la même, on peut comparer cette nouvelle méthode avec les résultats obtenus avec Sextractor. Cependant, je n'ai pas effectué, du fait que je n'ai pas eut le temps de rentrer dans la programmation du logiciel, la même analyse avec Sextractor c'est à dire un calcul des taux de non et fausse détection en fonction du seuillage. Néanmoins une étude qualitative met clairement en évidence les atouts de cette nouvelle méthodologie par rapport à l'ancienne. Une détection par Sextractor est présentée figure 4.1 pour 2 seuils différents de détection fixés à 1σ et 3σ où σ représente l'écart-type de la gaussienne que forme la distribution de l'histogramme de l'image.

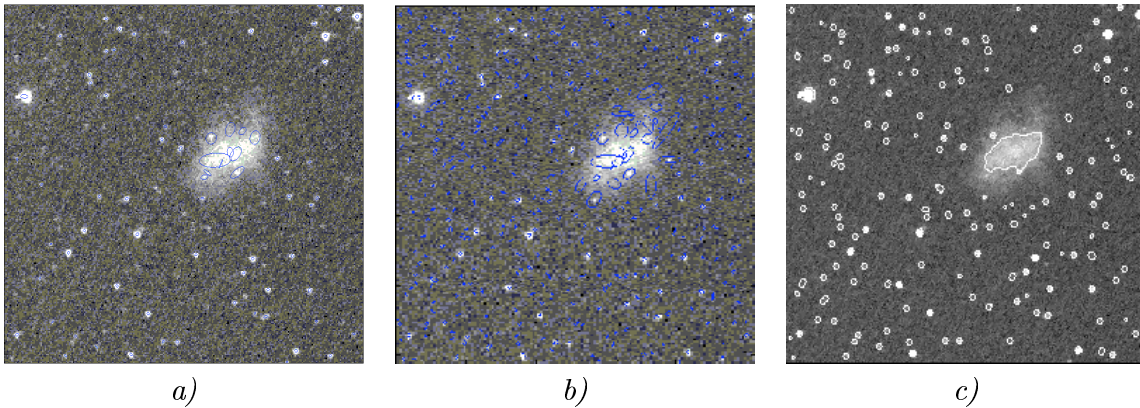


FIG. 4.1 – Détection avec Sextractor à 3 (a) et 1 (b) sigma et Detection Morpho. Math (c).

On constate que le logiciel Sextractor segmente facilement les sources bien détachées du bruit de fond du fait de son analyse par seuillage. La segmentation par morphologie mathématique de ces objets ne pose pas de problème non-plus.

Cependant, en ce qui concerne les sources plus près ou noyées dans le bruit de fond de l'image, les résultats de l'analyse par morphologie mathématique sont meilleurs. En effet, Sextractor extrait les étoiles au même titre que le bruit au dessus du seuil fixé. Par contre, l'analyse par morphologie mathématique n'extrait que les sources possédant effectivement les critères morphologiques d'une source .

Les sources étendues quant à elle, sont bien segmentées comme une seule composante connexe, et non comme un agglomérat de sources par Sextractor. L'étude radiométrique sera donc meilleure

par cette méthodologie. Mais Sextractor peut fournir par contre des informations concernant les moments des objets étendus tels que des galaxies.

Il faut aussi noter la nette amélioration des contours dans les trois niveaux de segmentations présentés, que sont des contours réels et non des ellipses comme dans Sextractor. De plus, des transformations tels que le filtrage de Dérache ou la reconstruction géodésique permet de traiter l'image en gardant un maximum la précision des contours.

Enfin, le temps de traitement des images par morphologie mathématique permet de passer, en optimisant la programmation, à des temps de traitement de l'ordre de 2 ou 3 secondes pour des parties d'images de résolution 256*256.

Chapitre 5

Orientations futures et Conclusion

Cette nouvelle méthodologie présente les caractéristiques suivantes:

D’abord, on obtient une grande fiabilité au niveau de la restitution des contours, du fait de l’utilisation de transformations morphologiques avec reconstruction géodésique ainsi que de la maximisation du paramètre α du filtre de Dérivée.

Ensuite, cette segmentation est très sensible au paramétrage des profondeurs “h” d’extraction des sources. Mais l’étude de l’influence de ces profondeurs a permis de dégager un paramétrage optimum minimisant les taux de fausses et non détections.

Enfin, cette méthodologie permet l’extraction de sources caractérisées par des tailles et des textures différentes car elle résulte de la fusion de trois niveaux de segmentation. Elle autorise une segmentation profonde car elle est basée sur des critères morphologiques. De plus cette segmentation présente l’avantage d’être relativement rapide.

Cependant, certains points de cette méthodologie restent à étudier. En effet, une comparaison plus quantitative mettant en évidence les différences entre les taux de non et fausses détections des deux méthodes serait intéressante. De plus, la robustesse de la méthode reste à tester car mon étude s’est basée sur une seule image malgré qu’elle soit caractéristique.

Sur un point de vue plus technique, une étape nécessaire sera le passage de l’algorithme en 16 bits afin de l’adapter à la quantification des images TAROT. De même, la routine d’entrée-sortie devra elle aussi être adaptée afin de permettre l’acquisition direct du format FITS.

Les orientations futures des recherches pourra porter sur la continuation de l’amélioration de la méthodologie employée, au niveau de la fonction marqueur et de la régularisation de la fonction topographique sur laquelle on effectue la LPE. En effet, le gain en qualité de la nouvelle caméra autorisera une analyse plus en profondeur rendant de nouveaux traitements envisageables.

On pourra alors aussi imaginer l’extension des trois niveaux de segmentations à plusieurs niveaux adaptés aux différentes classes d’objet.

Une segmentation avec des éléments structurants linéaires pourra s’avérer intéressante.

D’un point de vue plus personnel, ce stage effectué au sein du CESR a été très motivant du fait de la participation à un projet ayant pour but la compréhension de l’univers. Il a été aussi très enrichissant par l’apport des notions fondamentales et passionnante liées au domaine mais aussi du point de vue du support informatique.

Il me reste à remercier les différentes personnes qui ont fait que ce stage se soit déroulé dans de bonnes conditions.

BIBLIOGRAPHIE

- [01] **BEUSHER S.** (1990): Segmentation d'images et morphologie mathématique. Thèse de Doctorat en morphologie mathématique, Ecole Nationale Supérieure des mines de Paris, Juin 1990.
- [02] **BOER M. et al** (1999): Observing gamma ray bursts "in progress", Astronomy and Astrophysics Supplément.
- [03] **BRINGER M.** (1997): Traitement automatique des données TAROT. Rapport de projet de fin d'études, ENSEEIHT de Toulouse.
- [04] **FOLZON F.** (1999): Morphologie mathématique, problème de filtrage/segmentation et méthode statistiques en analyse
- [05] (1997): Modèle de Canny-Dérivée, RFV-INSA Lyon.
- [06] **SERRA J.** (2000): Cours de morphologie mathématique, Ecole des mines de Paris.
- [07] **SCHMITT M.** (2000): Extraction de caractéristiques, Quantification des formes, Segmentation et ligne de partage des eaux. Centre de géostatistique, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- [08] **SCHMITT M.** (2000): Canny's and Deriche's approach for countour detection. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- [09] **TIEBAUT C.** (2000): Reconnaissance des champs dans les images TAROT. Rapport de projet de fin d'études, ENSEEIHT de Toulouse.
- [10] **ZERUBIA J.** (1998): Détection de contours. Projet Ariana, CNRS/INRIA/UMSA.
- [11] **BERTIN E. & ARNOUT S.** (1996): Sextractor: Software for source extraction. 1996, A&AS, 117,393.

Nous avons ,dans un premier temps, téléchargé la toolbox Matlab de morphologie mathématique qui a permis une première approche puis, M. Schmitt de l'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, que par la même je remercie, nous à fournit une bibliothèque de fonctions de morphologie mathématique optimisées en langage C.