



MASTER ÉLECTRONIQUE, ÉNERGIE ÉLECTRIQUE,  
AUTOMATIQUE  
PARCOURS SYSTÈMES AUTOMATIQUES MOBILES

FUSION MULTICAPTEURS  
TRAVAIL PRATIQUE

---

**Classification par fusion de données  
à base de fonctions de croyances**

---

***Étudiants :***

Otmane ATTOU  
Emmanuel DUMERY

***Enseignant :***

Sylvie LE-HÉGARAT

# 1 Introduction :

La fusion de données désigne un ensemble de méthodes scientifiques visant à créer ou à affiner des indicateurs en agrégeant des données provenant de sources hétérogènes (différentes). La fusion de capteurs est utilisée dans les véhicules autonomes dans l'étape de perception, servant à comprendre le monde qui entoure la voiture en combinant les capteurs présents. En effet, chaque capteur utilisé a des avantages et des inconvénients, c'est d'où de les fusionner afin de mieux exploiter les avantages de chacun. Pour illustrer, La caméra est un très bon outil pour détecter les routes, lire les panneaux ou reconnaître un véhicule. Le Lidar est plus efficace dans l'estimation des positions des objets tandis que le Radar est meilleur dans l'estimation de la vitesse. L'objectif de ce TP est mettre en évidence l'intérêt de modéliser l'imprécision des sources en plus de leur incertitude pour améliorer l'estimation ou la décision. Nous allons appliquer une méthode de fusion de données basé sur les fonctions de croyances pour classer les images.

## 2 Partie I : Classification de deux classes à partir d'images issues des sources bruitées :

### 2.1 Principe :

Deux capteurs fournissent deux images d'observation bruitées correspondant à une même image des labels ayant 2 classes :  $A$  et  $B = \bar{A}$ . Le bruit (centré) présent sur ces images d'observation (qui vous sont fournies à partir de simulations) correspond à différentes distributions gaussiennes de paramètres respectifs  $s_1$  et  $s_2$ . Notez que même si  $s_1 = s_2$ , les réalisations du bruit sont différentes et décorrélées. La Figure 1 présente un exemple d'images d'observation. Les deux images sont en niveaux de gris dans l'intervalle  $[0,1]$ .

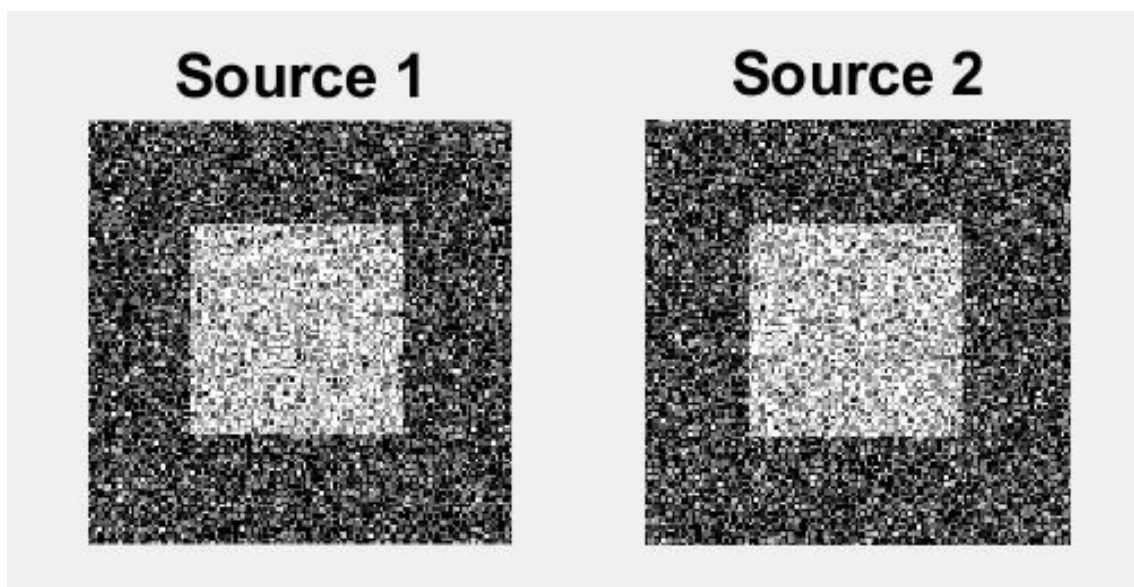


FIGURE 1 – Même image provenant des sources différentes

### 2.2 Question 1 : image de bba

#### 2.2.1 Réponse :

Soit les 2 images bruitées  $I_1$  et  $I_2$  fournies par 2 capteurs correspondants à une même image des labels ayant 2 classes :  $A$  et  $B = \bar{A}$ . La fonction de masse de l'élément focal  $A$  est égale à la matrice

de l'image  $I_i$  et la fonction de masse de la classe B qui est égale à  $\bar{A}$  donc à  $1 - I_i$ . La fonction de masse de  $A \cup B$  vaut 0, B étant l'opposé de A et la fonction de masse de l'ensemble vide vaut aussi 0 puisque l'ensemble des hypothèses est dans un cadre de discernement fermé.

### 2.2.2 Résultats :

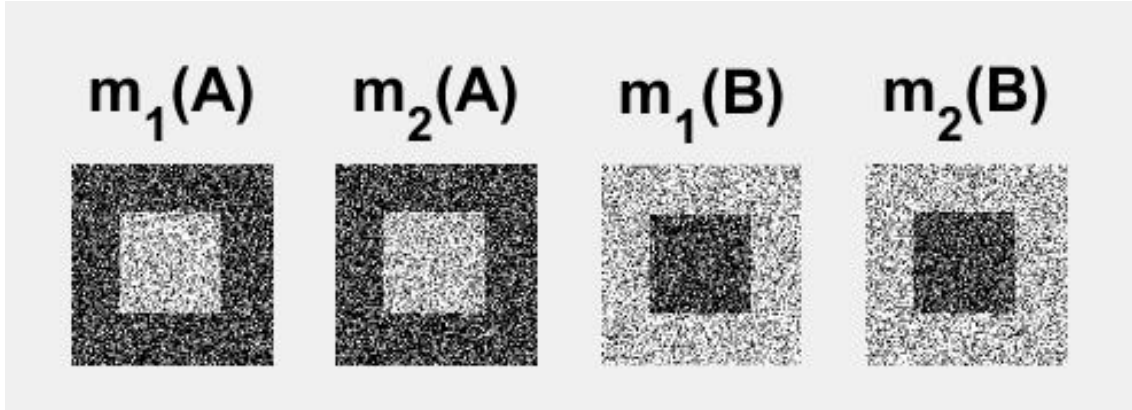


FIGURE 2 – L'image des valeurs  $m_i(A)$  et  $m_i(B)$  pour chacune des sources

## 2.3 Question 2 : Calcul des érosions de $m_i(A)$ et $m_i(B)$ :

### 2.3.1 Principe définition :

L'érosion s'agit d'un processus permettant de séparer des objets qui sont collés. Cette opération permet de réduire la taille des objets et supprimer des extrusions (ou aspérités). Soit X un ensemble et B est un élément structurant, l'érosion de X par B est donnée par :

$$\epsilon_B(X) = X \oplus B = \{x \in image | B_x \subset X\}$$

C'est-à-dire l'ensemble des points x de l'image, tels que B est totalement inclus dans X si B est centré en x. Ainsi, Dans ce cas des images binaires, l'érosion correspond donc à l'opérateur ET. Dans le cas des images en niveaux de gris, l'érosion correspondra à l'opérateur min. La figure au-dessous illustre cette opération.

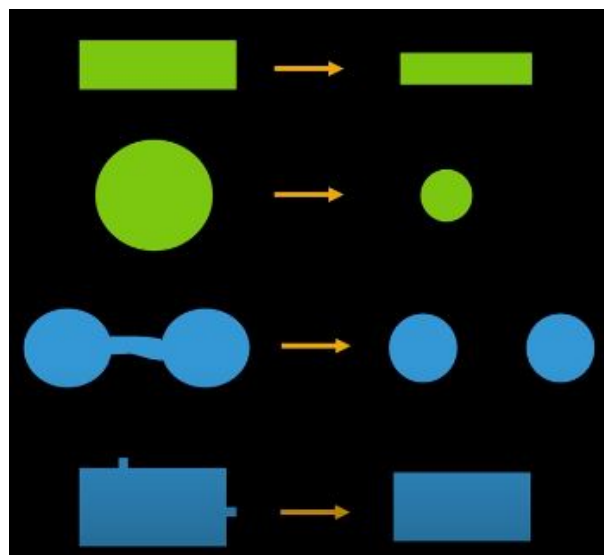


FIGURE 3 – Application de l'érosion

### 2.3.2 Réponses :

On complète la fonction d'érosion `erosion_1m` avec  $I_{erd}(i, j, k) = \min(\min(Im(i - d : i + d, j - d : j + d, k)))$ ; tout en évitant les dépassement des bords d'où la condition  $if(i - d > 0)(j - d > 0)(i + d < 128)(j + d < 128)$ . Pour chaque pixel de la matrice de l'Image de bba , on compare à l'aide de l'élément structurant les voisins directs (précédent et suivant lorsque taille élément structurant  $d=1$ ) du pixel, on minimise alors l'image trouvé afin d'obtenir la valeur la moins haute au voisinage de notre pixel cible, que l'on affecte à ce dernier. On applique ensuite la fonction aux différentes bba et on les visualise les figures ci-dessous.

### 2.3.3 Réponses graphiques :

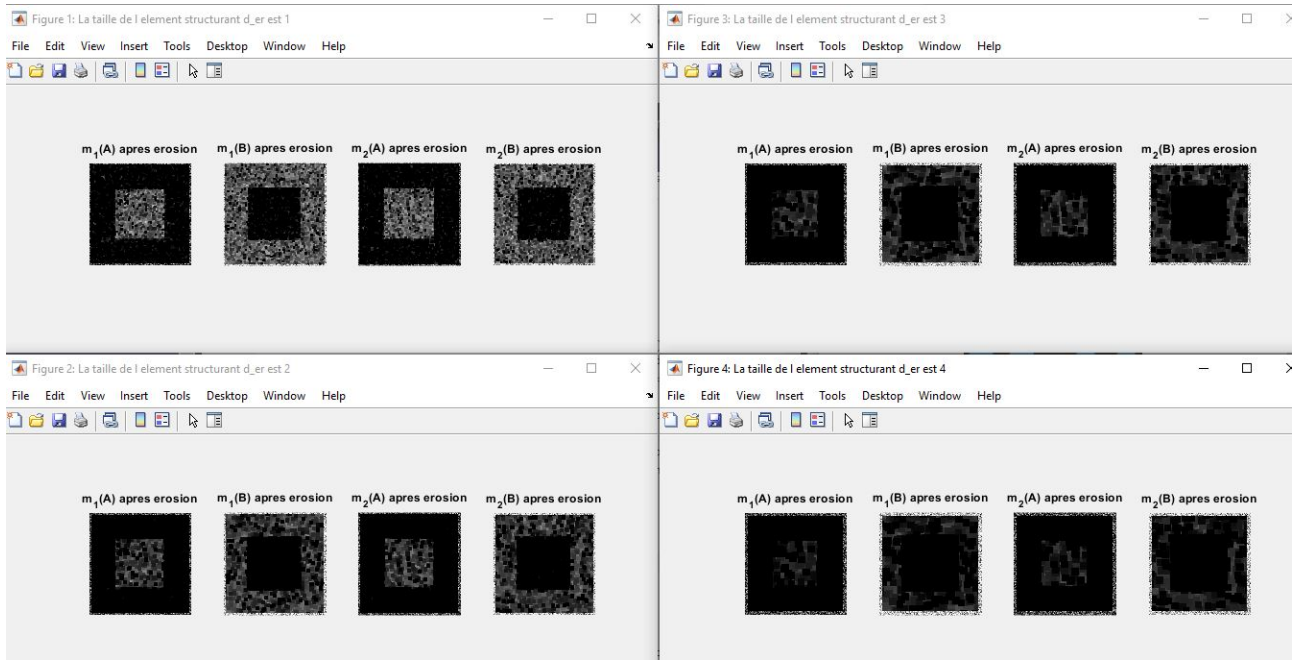


FIGURE 4 – Application de l'érosion aux  $m_i(A)$  et  $m_i(B)$  pour  $d_{er} = 1 : 4$

Nous remarquons que l'érosion est optimal pour  $d_{er} = 1$ . Nous conservons  $d_{er} = 1$  dans la suite de ce travail.

## 2.4 Question 2 : calcul de l'ignorance

### 2.4.1 Principe et explication :

Lors de la construction des images à recaler, certains pixels ne sont pas renseignés ou mal renseignés, du fait de la manque de fiabilité des sources ou autres. Nous traduisons l'ensemble de ces pixels par  $\omega = A \cup B$ . Nous pouvons dire également que ces pixels sont des traits de non-information.

## 2.4.2 Résultats et commentaire :

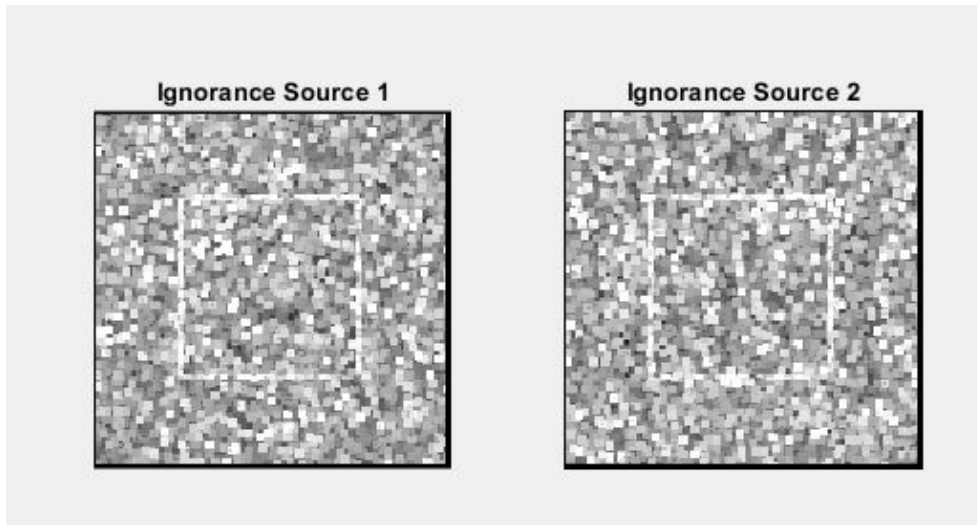


FIGURE 5 – Ignorance dans chaque source

Nous savons que :  $1 = m_i(A \cup B) + m_i(A) + m_i(B)$  donc :

$$m_i(A \cup B) = 1 - (m_i(A) + m_i(B))$$

Nous remarquons la présence de certains points qui sont totalement blanc, ce qui correspond à un niveau de gris de 255. En effet, à ces pixels  $m_i(A \cup B) = 1$ , donc l'information est totalement inconnue. Nous remarquons également que ces points construisent un rectangle au niveau des frontières entre les classes A et B.

## 2.5 Q4 : La combinaison conjonctive des bbas :

On effectue la combinaison conjonctive des bbas  $m_1$  et  $m_2$  afin de combiner les informations des deux sources à propos des éléments focaux. On sait que pour tout élément focal A, la combinaison conjonctive entre deux sources  $s_1, s_2$  équivaut à :

$$m_{1 \cap 2}(A) = \sum m_1(B).m_2(C) \text{ tel que } B \cap C = A$$

Autrement dit :

$$m_{1 \cup 2}(A) = m'_1(A).m'_2(A) + m'_1(A).m'_2(A \cup B) + m'_2(A).m'_1(A \cup B)$$

$$m_{1 \cup 2}(B) = m'_1(B).m'_2(B) + m'_1(B).m'_2(A \cup B) + m'_2(B).m'_1(A \cup B)$$

$$m_{1 \cup 2}(A \cup B) = m'_1(A \cup B).m'_2(A \cup B)$$

$$m_{1 \cup 2}(\emptyset) = 0$$

## 2.6 Q5 : BetP

### 2.6.1 Principe :

On calcule  $BetP(\omega)$  probabilité qu'une personne rationnelle attribue à une option lorsqu'elle est requise pour prendre une décision,  $BetP(\omega) = \sum m(A)/|A|$  pour tout A tel que  $\omega$  appartient à A. On utilise ensuite les BetP de A et B afin de construire une matrice de décision qui affectera pour chaque occurrence de cette matrice une valeur 0 pour  $B > A$  et 1 pour  $A > B$ . On observe donc cette matrice de décision.

## 2.6.2 Résultats :



FIGURE 6 – Matrice de décision

## 2.7 Q6 : les ouvertures des bbas

### 2.7.1 Principe de dilatation et définition :

Il s'agit d'un processus qui permet de réparer des traits interrompus. Cette opération permet aussi de combler les intrusions (ou trous) dans un objet. Soit  $X$  un ensemble et  $B$  est un élément structurant, la dilatation de  $X$  par  $B$  est donnée par :

$$\sigma_B(X) = X \oplus B = \{x \in image \mid B_x \cap X \neq \emptyset\}$$

Autrement dit, la dilatation de  $X$  correspond donc à l'érosion du complémentaire de  $X$ . Dans ce cas des images binaires, la dilatation correspond à l'opérateur OU. Dans le cas des images en niveaux de gris, la dilatation correspondra à l'opérateur max. la figure ci-dessous permet d'illustrer cette méthode.

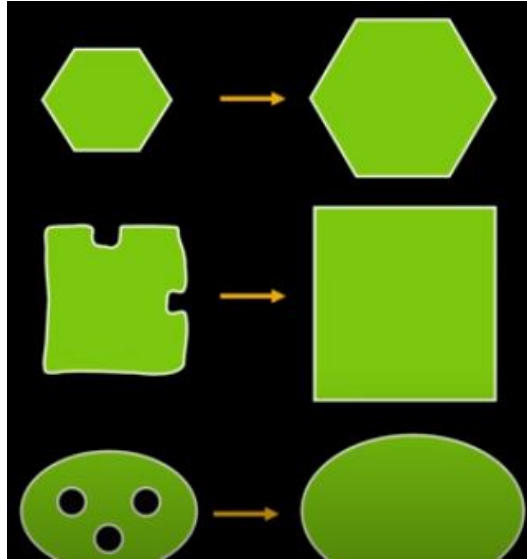


FIGURE 7 – Illustration de la dilataction

### 2.7.2 Principe :

De la même façon que la bba, pour obtenir l'ouverture on fait une dilataction des bba initiaux. On complète la fonction de dilataction `dilatation_lm`, sauf on prend le maximum :

$$I_{erd}(i, j, k) = \max(\max(Im(i - d : i + d, j - d : j + d, k)))$$

; Pour chaque pixel de la matrice de l'Image de bba, on compare à l'aide de l'élément structurant les voisins directs (précédent et suivant lorsque taille élément structurant  $d=1$ ) du pixel, on maximise alors l'image trouvée afin d'obtenir la valeur la plus haute au voisinage de notre pixel cible, que l'on affecte à ce dernier. On applique ensuite aux bba des deux sources ayant subi la dilataction la et on visualise l'ouverture sur A et B.

### 2.7.3 Résultats :

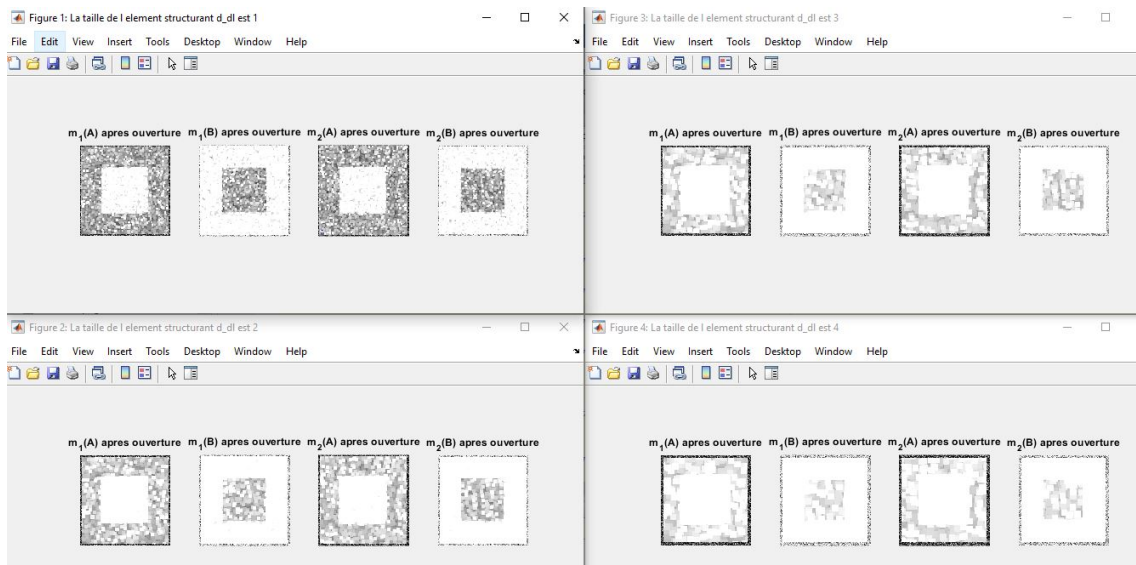


FIGURE 8 – Dilation des bba pour  $dl = 1 : 4$

Nous remarquons que la dilataction est optimale pour  $d_{dl} = 1$ . Nous conservons  $d_{dl} = 1$  dans la suite de ce travail.

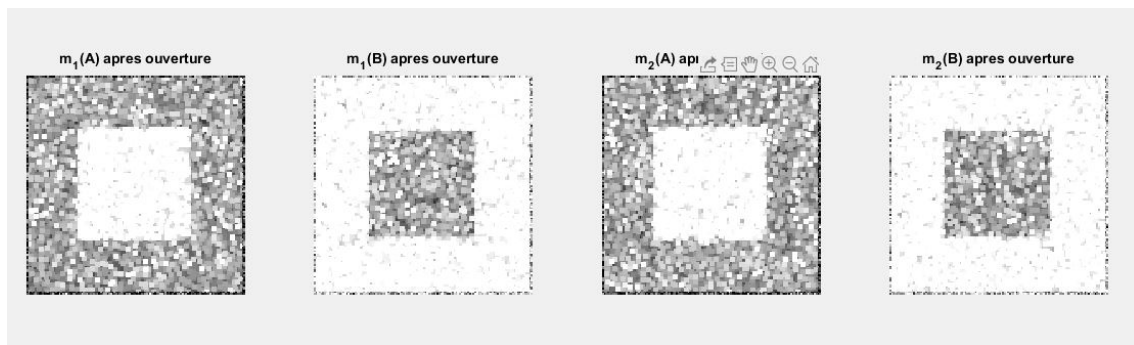


FIGURE 9 – Diltation des bba pour  $dl = 1$

## 2.8 Q7 : Calcul de l'ignorance, combinaison conjonctive et la décision dans le cas de dilatation

Après avoir calculé l'ignorance, nous trouvons :



FIGURE 10 – l'ignorance des images après la dilatation

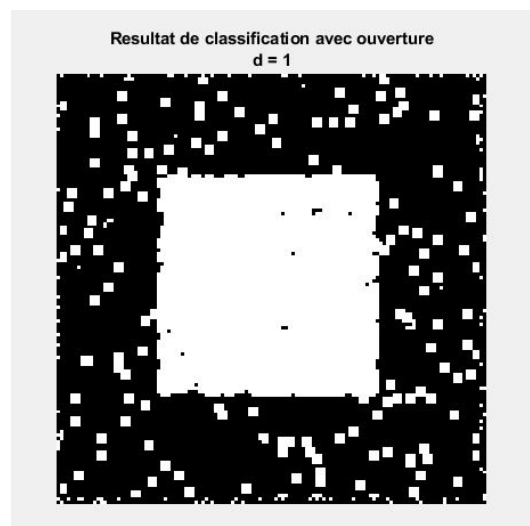


FIGURE 11 – Résultats de classification avec ouverture dans le cas où  $d_{dl} = 1$

## 2.9 Q8 : Résultats en changeant d

Nous faisons varier d quand nous calculons l'érosion et la dilatation des images. Nous obtenons :



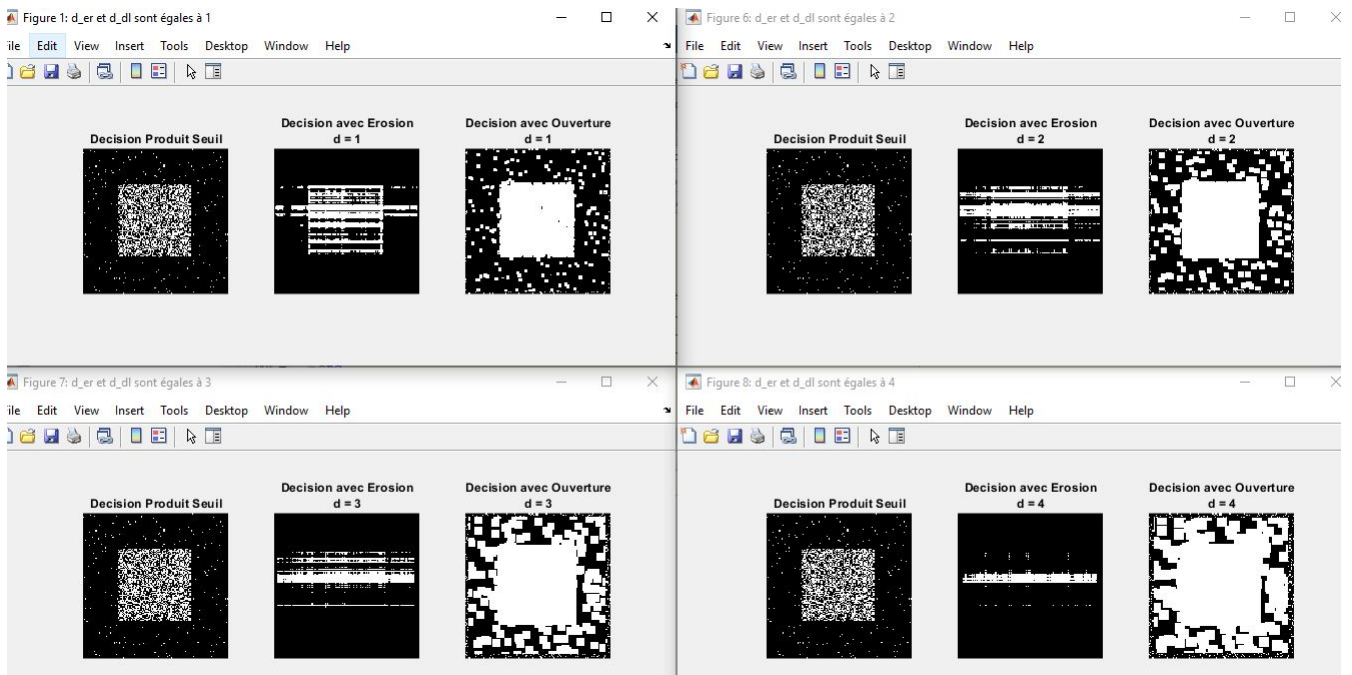


FIGURE 12 – Décision avec érosion et opening en changeant la taille de l'élément structurant

On remarque en faisant varier  $d$  que plus la taille de l'élément structurant est élevé, moins la décision (que ça soit avec l'érosion ou avec l'ouverture) permet une classification nette et différentiable.

### 3 Partie 2 : classification de 3 classes à partir d'images issues de sources bruitées

On étend le cas précédent au cas d'une classification 3 classes,  $C_1$ ,  $C_2$  et  $C_3$  à partir de capteurs distinguant respectivement 1 classe parmi les 3 et confondant les deux autres entre elles comme dans l'exemple du cours. Comme précédemment, les capteurs présentent un bruit (centré) correspondant à différentes distributions gaussiennes de paramètres respectifs  $s_1$  et  $s_2$ . La Figure 3 présente un exemple d'images d'observation (niveaux de gris dans  $[0,1]$ ).

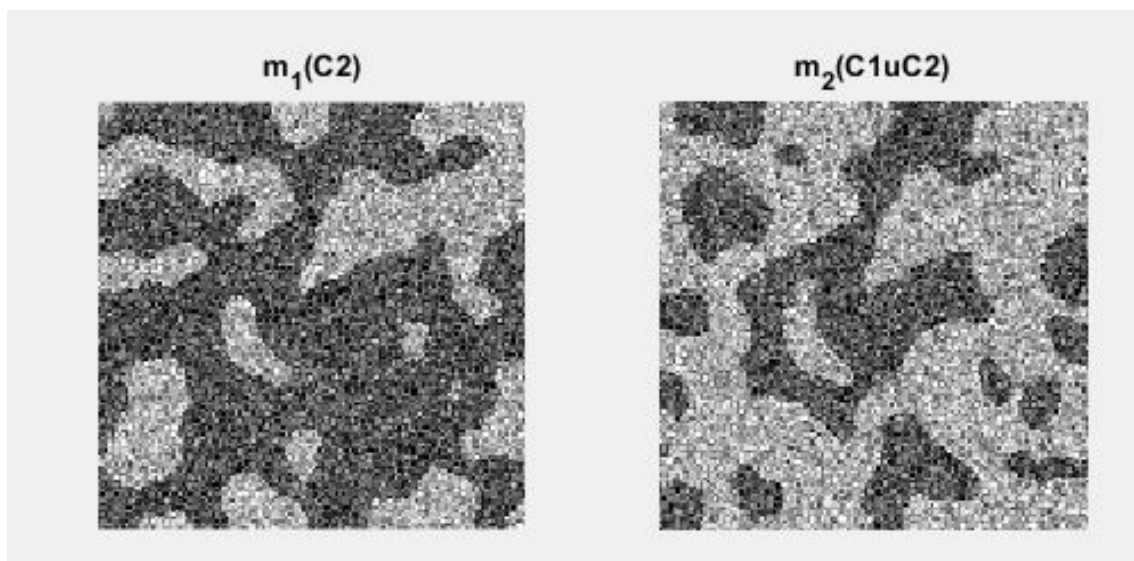


FIGURE 13 – Exemple d'observation en niveaux de gris dans  $[0,1]$

### 3.1 Q1 : bba des éléments focaux

On calcule et affiche l'image des valeurs de quatre éléments focaux (deux par source). Soit les 2 images bruitées  $Im1$  et  $Im2$  fournies par 2 capteurs correspondants à une même image des labels ayant 3 classes :  $C1, C2, C3$ . Pour chacune des deux sources  $i$ , à partir de l'image d'observation  $I_i$ , on définit en chaque pixel, une bba initiale avec deux éléments focaux  $C2, C1 \cup C3$  pour la source  $S1$  et  $C1 \cup C2, C3$  pour la source  $S2$ . On a donc :

$$m_1(C2) = I_1$$

$$m_1(C1 \cup C3) = 1 - I_1$$

$$m_2(C1 \cup C2) = I_2$$

$$m_2(C3) = 1 - I_2$$

On obtient ainsi :

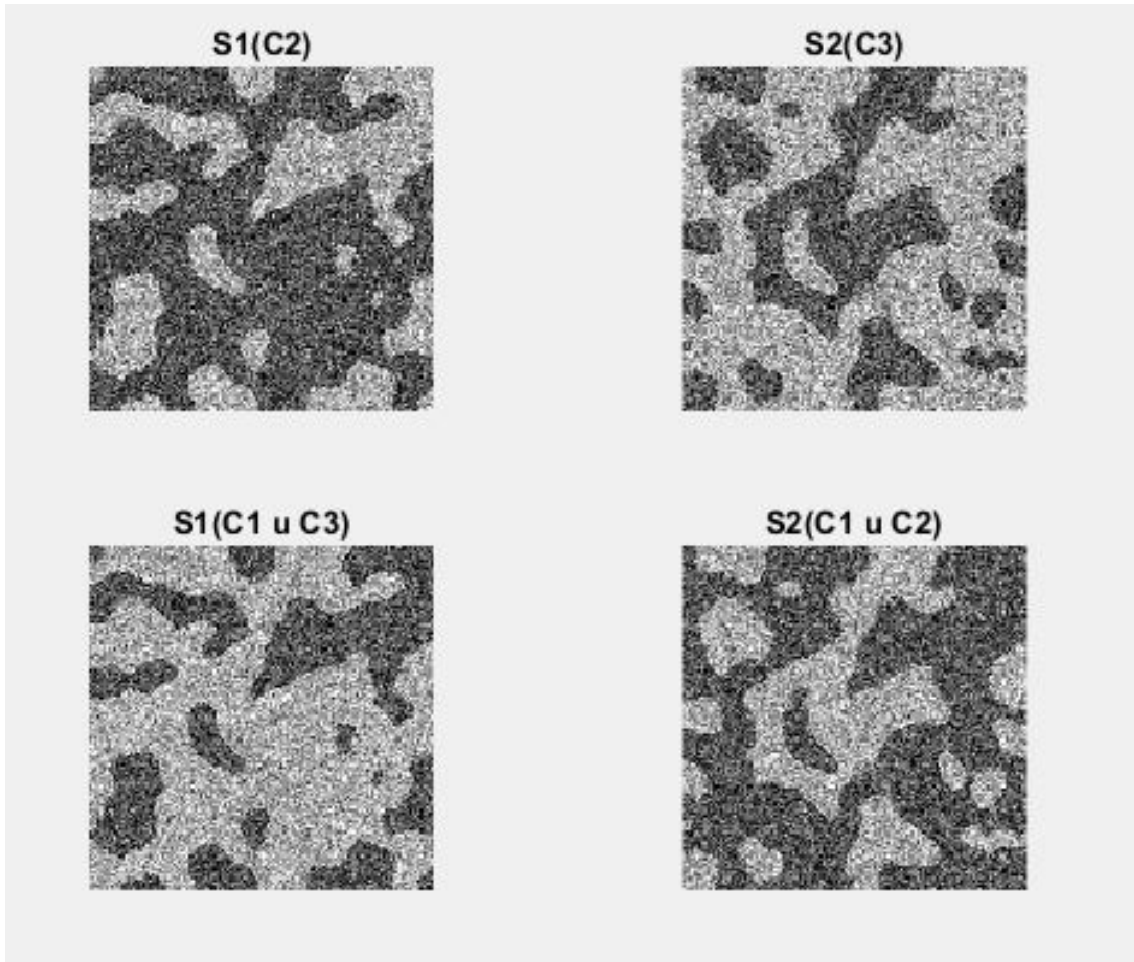


FIGURE 14 – L'image des valeurs de  $S_i$  pour chacune des sources

### 3.2 Q2 : la règle conjonctive multiclasse

Nous implémentons la règle conjonctive comme montrée au code. Nous trouvons :

$$m_{1 \cup 2}(C1) = m'_1(C1 \cup C3) \cdot m'_2(C1 \cup C2)$$

$$m_{1 \cup 2}(C2) = m'_1(C2).m'_2(C1UC2))$$

$$m_{1 \cup 2}(C3) = m'_1(C1UC3).m'_2(C3))$$

$$m_{1 \cup 2}(C1UC2) = 0$$

$$m_{1 \cup 2}(C1UC3) = 0$$

$$m_{1 \cup 2}(C2UC3) = 0$$

$$m_{1 \cup 2}(C1UC2UC3) = 0$$

$$m_{1 \cup 2}(\emptyset) = 0$$

### 3.3 Suite...

Nous avons essayé de continuer, mais les résultats que nous avons trouvé par la suite nous paraissent incohérents.